部分空間拘束とエピポーラ拘束を利用した 2組の時系列画像における画像間対応推定

高橋　秀和†　　杉本　茂樹　　奥富　正敏

東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻
〒152–8550 東京都目黒区大岡山 2–12–1–S5–22
E-mail: {hidekazu,shige,mxo}@ok.ctrl.titech.ac.jp

あらまし　本論文では，2 組の時系列画像を利用した画像間の対応推定手法を提案する．提案手法では，2 組の時系列画像中の全特徴点をそれぞれ追跡し，画像間に存在するエピポーラ拘束を利用して，一方の時系列画像のそれぞれの特徴点軌跡を他方の時系列画像の全特徴点軌跡が属する部分空間にあてはめる．これにより，一方の時系列画像から得られた特徴点軌跡に対する他方の時系列画像中の特徴点軌跡を推定することができ，画像間の対応が得られる．この方法は，画素値を利用したステレオ画像対応点探索とは異なり，両方の画像で同時に観測されていない点に対しても対応が得られるという特徴を持つ．さらに，得られた対応をもとに，対象の 3 次元形状を復元することもできる．合成画像および実画像を用いた実験を通じて，提案手法の有効性を示す．

キーワード　時系列画像，画像間対応推定，部分空間拘束，エピポーラ拘束

Image Correspondence Estimation from Subspace Constraint and Epipolar Constraint on a Pair of Image Sequences

Hidekazu TAKAHASHI†, Shigeki SUGIMOTO, and Masatoshi OKUTOMI

Department of Mechanical and Control Engineering, Graduate School of Sceience and Engineering,
Tokyo Institute of Technology,
2–12–1 Ookayama, Meguro-ku, Tokyo, 152–8550 Japan
E-mail: {hidekazu,shige,mxo}@ok.ctrl.titech.ac.jp

Abstract　In this paper, we propose a novel approach for image correspondence estimation using a pair of synchronized image sequences. In the proposed approach, after tracking the feature points in each image sequence over several frames, we utilize the consistent epipolar constraints on the image pairs for fitting each trajectory in one image sequence to the motion subspace derived from all trajectories in the other sequence. Then the stereo correspondence of each trajectory is obtained. Dissimilarly to the conventional stereo correspondence estimation based on matching using pixel values, the proposed approach enables us to obtain the image correspondences even though the trajectories are observed in only one image sequence. The validity of the proposed approache is shown by the experiments using synthetic and real images.

Key words　spacio-temporal images, image correspondence estimation, subspace constraints, epipolar constraints

1. はじめに

画像からシーンの 3 次元情報を取得するためには，複数の画像間での座標の対応づけを行うことが不可欠であり，この対応づけは，一般に画素値の持つ情報を利用して行われる．SFM(shape from motion) とステレオ法は，このような画像間の対応づけから 3 次元情報を取得する代表的な技術である．ただし，この 2 手法における対応づけの難易度はそれぞれ異なる．

SFM(例えば [1], [2]) では，隣接する画像フレームは微小に変化する視点移動によって得られ，2 フレーム間での画素値はほとんど変化しないため，画像間の対応づけは比較的容易である．ただし，カメラ運動を同時に推定する困難さや，絶対的な 3 次元情報を取得することはで

† 現在は (株) デンソー (〒 448-8661 愛知県刈谷市昭和町 1-1) に勤務.

きないことなどが欠点として挙げられる．一方，ステレオ法では，カメラ位置は事前にキャリブレーションできるため既知であり，画像間の対応付けのみからシーンの3次元情報が得られる．しかし，SFM と比較すると，大きく異なる視点位置から撮影された画像を利用するため，オクルージョンや投影歪みなどの影響によって画像間の正しい対応づけは困難となる．

そこで，本論文では，SFM の対応付けの容易さを利用して，ベースライン長の大きな2つのステレオ画像間の対応を求める手法を提案する．提案手法では，基礎行列がキャリブレーションされたステレオカメラから得られる時系列画像を利用する．ここでは，時系列画像中の各フレーム間の対応は画素値を利用して得るものの，ステレオ画像間の対応は画素値を利用せず，特徴点軌跡が有する部分空間拘束 [2] と，ステレオ画像間に成立するエピポーラ拘束とを利用して代数的に求める．

提案手法では，まず，基準画像列から特徴点を追跡し，基準画像列の全特徴点軌跡によって張られる部分空間を推定する (部分空間を求めた一方の画像列を基準画像列とし，他方を参照画像列とする)．ここでは，アフィンカメラモデルによって得られる3次元部分空間を拡張して，一般的なカメラモデルを想定したより高次元の部分空間を想定する．そして，ステレオ画像間のエピポーラ拘束を利用して，参照画像列の特徴点軌跡をその部分空間にあてはめる．これは，参照画像列から得られた各特徴点軌跡に対応した基準画像列の特徴点軌跡を求めることを意味し，参照画像列の特徴点に対する全時刻のステレオ対応が得られる．この方法を利用すると，基準画像列で部分空間を張ることができれば，参照画像列に対応する特徴点軌跡が基準画像列に存在する必要はなく，基準画像では観測されていない特徴点であっても基準画像上の画像座標が得られる．基準画像列と参照画像列の役割を入れ替えて同様の処理を行えば，一方の画像において得られた特徴点の，もう一方の画像上の対応座標が得られる．

提案手法と同様に，時系列ステレオ画像を利用して，ステレオ画像間の輝度を比較することなく対応点を推定する枠組みは，いくつか提案されている．Dornaika ら [11] は，強キャリブレーション済みの2台のステレオカメラ間の回転と並進と，特徴点対応から推定される時系列画像間の ego-motion を利用すれば，ステレオ画像間の対応は2つのエピポーラ線の交点として得られることを示した．しかし，この場合，時系列画像間の ego-motion は，微小なカメラ運動から推定する必要があり，その ego-motion 推定はトラッキングエラーに対して極めて脆弱であることが知られているため [12]，この方法を用いたステレオ画像間の対応推定の精度は低い．

一方，Ho ら [9], [10] は，2台のアフィンカメラから得られるステレオ時系列画像に因子分解法 [2] を適用した手法を提案している．この方法は，因子分解法が特徴点軌跡をアフィン部分空間にあてはめることから [7]，提案手法と類似した方法と言える．Ho らは，2つの時系列画像の軌跡とカメラ外部パラメータから導出される行列が4次元部分空間を張ることを利用し，その部分空間の基底を求めることによりステレオ画像間の対応を求めている．ただし，この手法では，部分空間の基底を求める際に，ステレオ画像間の4点以上の対応を得ることが不可欠であるのに対し，提案手法は，ステレオ画像間の対応は全く必要としない．すなわち，提案手法では，ステレオカメラが物体の表裏をそれぞれ観測し，2つのカメラに同時に観測された特徴点が全く存在しない極端な場合でも，対応を求めることが可能である．

本論文の構成は以下のとおりである，まず，2章では，時系列画像中の軌跡が有する部分空間拘束について概説する．3章では，一方の時系列画像から得られた軌跡を，ステレオ画像間のエピポーラ拘束利用して部分空間にあてはめる提案手法について説明する．4章では，部分空間の次元を適切に推定するための1つのアプローチとして，3次元計測結果を画像上に投影した結果と，画像から得られた特徴点軌跡とを比較する方法について紹介する．5章では，合成画像と実画像を用いた実験を行い，提案手法の有効性を示す．最後に本論文をまとめる．

2. 部分空間拘束

まず，時系列画像中の軌跡が有するアフィン部分空間 [4] について概説する．この部分空間は，SFM の代表的な手法である因子分解法 [2], [3] や，モーションセグメンテーション [5], [6], [8] おいて広く利用されている．

静止したカメラを用いて動物体を撮影し，M 枚の画像上の N 個の特徴点 $P_j, (j = 1, \cdots, N)$ を追跡する．$i (i = 1, \cdots, M)$ 枚目の画像における特徴点 P_j の画像座標を $\boldsymbol{p}_{ij} = (u_{ij}, v_{ij})^T$ とすると，j 番目の特徴点の軌跡は，$2M$ 次元空間中の1点として以下のように表される．

$$\boldsymbol{p}_j = [u_{1j}, v_{1j}, u_{2j}, v_{2j}, \ldots, u_{Mj}, v_{Mj}]^T \qquad (1)$$

物体上に任意の物体座標系を固定し，ワールド座標系を任意に定める．i 枚目の画像における物体座標系の原点を $\boldsymbol{\tau}_i$ とし，各軸の基底ベクトルを，それぞれ $\boldsymbol{i}_i, \boldsymbol{j}_i, \boldsymbol{k}_i$ とする．また，特徴点 P_j の物体座標系における3次元座標を $(a_j, b_j, c_j)^T$ とする．このとき，i 枚目の画像上の特徴点 P_j の3次元座標 $\boldsymbol{r}_{ij}$ は，次式で表される．

$$\boldsymbol{r}_{ij} = \boldsymbol{\tau}_i + a_j\boldsymbol{i}_i + b_j\boldsymbol{j}_i + c_j\boldsymbol{k}_i \qquad (2)$$

アフィンカメラモデルを仮定すると，$\boldsymbol{r}_{ij}$ が画像に投影される座標は，次式で表される．

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_{ij} \\ 1 \end{bmatrix} = \boldsymbol{P}_a \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_{ij} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{r}_{ij} + \boldsymbol{q} \\ 1 \end{bmatrix} \qquad (3)$$

ただし，$\boldsymbol{P}_a$ はカメラの射影行列であり，

$$\boldsymbol{P}_a = \begin{bmatrix} \boldsymbol{P}_{a1} & \boldsymbol{q} \\ \boldsymbol{0}^T & 1 \end{bmatrix} \tag{4}$$

とする．すなわち，$\boldsymbol{P}_{a1}$ と $\boldsymbol{q}$ は，それぞれ 2×2 と 2×1 の行列とベクトルであり，ワールド座標系に対するカメラの位置やカメラの内部パラメータによって定まる．

式 (2) と式 (3) より，次式が得られる．

$$\begin{aligned}\boldsymbol{p}_{ij} &= \begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} = \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{r}_{ij} + \boldsymbol{q} \\ &= \boldsymbol{m}_{0i} + a_j\boldsymbol{m}_{1i} + b_j\boldsymbol{m}_{2i} + c_j\boldsymbol{m}_{3i} \end{aligned} \tag{5}$$

ただし，

$$\boldsymbol{m}_{0i} = \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{\tau}_i + \boldsymbol{q}, \quad \boldsymbol{m}_{1i} = \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{i}_i, \tag{6}$$

$$\boldsymbol{m}_{2i} = \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{j}_i, \quad \boldsymbol{m}_{3i} = \boldsymbol{P}_{a1}\boldsymbol{k}_i \tag{7}$$

とする．そして，式 (5) を，i について 1 から M まで縦に並べると，次式が得られる．

$$\boldsymbol{p}_j = \boldsymbol{m}_0 + a_j\boldsymbol{m}_1 + b_j\boldsymbol{m}_2 + c_j\boldsymbol{m}_3 \tag{8}$$

ただし，$\boldsymbol{m}_h = \left[\boldsymbol{m}_{h1}^T, \boldsymbol{m}_{h2}^T, \cdots, \boldsymbol{m}_{hM}^T\right]^T, (h = 0, 1, 2, 3)$ である．

式 (8) は，$2M$ 次元空間中の全ての特徴点軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}_j$ が $\boldsymbol{m}_0$ を通り，$\boldsymbol{m}_1$，$\boldsymbol{m}_2$，$\boldsymbol{m}_3$ で張られる部分空間に含まれることがわかる．すなわち，アフィンカメラで撮影された動物体上の全ての特徴点の軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}_j$ は $2M$ 次元空間 (以下，履歴座標空間と呼ぶ) 中の 3 次元部分空間に含まれるという性質がある [4]．

3. 2 組の時系列画像間の対応位置推定

移動する物体を 2 つのカメラで撮影し，基準カメラと参照カメラから得られる 2 組の時系列画像のそれぞれにおいて移動物体上の特徴点をトラッキングする．このとき基準カメラから得られた画像 (以下，基準画像とする) 上の特徴点の履歴座標を $(u_{ij}, v_{ij})^T, (i = 1, \cdots, M), (j = 1, \cdots, N_1)$ とし，参照カメラから得られた画像 (以下，参照画像とする) 上の特徴点の履歴座標を $(u'_{ik}, v'_{ik})^T, (i = 1, \cdots, M), (k = 1, \cdots, N_2)$ とする．ただし，N_1 と N_2 は，基準画像列と参照画像列においてトラッキングされた特徴点の数をそれぞれ表す．

以下では，参照画像上の k 番目の特徴点の履歴座標 $(u'_{ik}, v'_{ik})^T, (i = 1, \cdots, M)$ に対応する，基準画像上の特徴点の履歴座標 $(u''_{ik}, v''_{ik})^T, (i = 1, \cdots, M)$ を求める問題を考える．すなわち，参照画像上の k 番目の特徴点の履歴座標を並べることによって表される既知の軌跡ベクトル

$$\boldsymbol{p}'_k = \begin{bmatrix} u'_{1k}, v'_{1k}, u'_{2k}, v'_{2k}, \ldots, u'_{Mk}, v'_{Mk} \end{bmatrix}^T \tag{9}$$

に対応した，基準画像側の未知の軌跡ベクトル

$$\boldsymbol{p}''_k = \begin{bmatrix} u''_{1k}, v''_{1k}, u''_{2k}, v''_{2k}, \ldots, u''_{Mk}, v''_{Mk} \end{bmatrix}^T \tag{10}$$

を求める．ただし，カメラは同期しているものとし，カメラ間の基礎行列 (Fundamental Matrix) は既知とする．

3.1 部分空間生成

基準画像列から得られた既知の軌跡ベクトルを

$$\boldsymbol{p}_j = \begin{bmatrix} u_{1j}, v_{1j}, u_{2j}, v_{2j}, \ldots, u_{Mj}, v_{Mj} \end{bmatrix}^T \tag{11}$$

とする．$j = 1, 2, \ldots, N_1$ の全軌跡ベクトルを並べて，次のような行列を作る．

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_1, \boldsymbol{p}_2, \ldots, \boldsymbol{p}_{N_1} \end{bmatrix} \tag{12}$$

$\boldsymbol{W}$ の各列から全ての軌跡ベクトルの重心ベクトルを引いた行列を $\bar{\boldsymbol{W}}$ とし，次のように表す．

$$\bar{\boldsymbol{W}} = \begin{bmatrix} \bar{\boldsymbol{p}}_1, \bar{\boldsymbol{p}}_2, \ldots, \bar{\boldsymbol{p}}_{N_1} \end{bmatrix} \tag{13}$$

ただし，

$$\bar{\boldsymbol{p}}_j = \boldsymbol{p}_j - \boldsymbol{p}_G, \quad \boldsymbol{p}_G = \frac{1}{N_1}\sum_{j=1}^{N_1}\boldsymbol{p}_j \tag{14}$$

である．そして，$\bar{\boldsymbol{W}}$ を主成分分析することで基底 $\boldsymbol{e}_1, \ldots, \boldsymbol{e}_{2M}$ を得る(注1)．

カメラがアフィンカメラモデルを満たす場合，$\boldsymbol{p}_j$ は 3 次元部分空間に含まれるので，$\boldsymbol{p}_G$ と 3 つの基底 $\boldsymbol{e}_1, \boldsymbol{e}_2, \boldsymbol{e}_3$ を用いて次式のように表される．

$$\boldsymbol{p}_j = \boldsymbol{p}_G + \alpha_{1j}\boldsymbol{e}_1 + \alpha_{2j}\boldsymbol{e}_2 + \alpha_{3j}\boldsymbol{e}_3 \tag{15}$$

ただし，$\alpha_{1j}, \alpha_{2j}, \alpha_{3j}$ は基底の係数である．

カメラがアフィンカメラモデルの場合，前述のとおり基底数は 3 で十分であるが，実際のカメラはアフィンカメラモデルとは厳密には異なる．そのため，実際のデータは 3 次元より高い次元の部分空間にも含まれると考えられる．そこで，以下では，カメラモデルをより一般化し次のように，より高次の部分空間を利用する．

$$\boldsymbol{p}_j = \boldsymbol{p}_G + \alpha_{1j}\boldsymbol{e}_1 + \alpha_{2j}\boldsymbol{e}_2 + \ldots + \alpha_{\nu j}\boldsymbol{e}_\nu, \quad (3 \leqq \nu) \tag{16}$$

3.2 対応点推定

参照画像上の k 番目の特徴点軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}'_k$ と，それに対応する基準画像上の軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}''_k$ は，画像間のエピポーラ拘束によって関係づけることができる．すなわち，i 番目のフレームでは，次式が成立する．

$$\begin{bmatrix} u'_{ik} & v'_{ik} & 1 \end{bmatrix} \boldsymbol{F} \begin{bmatrix} u''_{ik} \\ v''_{ik} \\ 1 \end{bmatrix} = 0, \tag{17}$$

$$\text{where} \quad \boldsymbol{F} = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} & f_{13} \\ f_{21} & f_{22} & f_{23} \\ f_{31} & f_{32} & f_{33} \end{bmatrix} \tag{18}$$

(注1)：モーメント行列 $\boldsymbol{M} = \bar{\boldsymbol{W}}\bar{\boldsymbol{W}}^T$ を作成し，モーメント行列の固有ベクトルを求めると，その固有ベクトルが求める基底 $\boldsymbol{e}_1, \ldots, \boldsymbol{e}_{2M}$ に対応する

また，参照画像上の k 番目の特徴点軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}'_k$ に対応する基準画像上の軌跡 $\boldsymbol{p}''_k$ は，基準画像上の軌跡 $\boldsymbol{p}_j, (j = 1, \cdots, N_1)$ が抽出された同一物体上にあるので，式 (16) で表された部分空間に属するはずである．すなわち，次式が成立する．

$$\boldsymbol{p}''_k = \boldsymbol{p}_G + \beta_{1k}\boldsymbol{e}_1 + \beta_{2k}\boldsymbol{e}_2 + \ldots + \beta_{\nu k}\boldsymbol{e}_\nu, \ (3 \leqq \nu) \quad (19)$$

ただし，$\beta_{nk}, (n = 1, 2, \cdots, \nu)$ は，n 番目の基底の係数である．

まず，式 (19) から，i 番目のフレームに関する式を抽出する．

$$\begin{bmatrix} u''_{ik} \\ v''_{ik} \end{bmatrix} = \boldsymbol{p}_G^{(i)} + \beta_{1k}\boldsymbol{e}_1^{(i)} + \beta_{2k}\boldsymbol{e}_2^{(i)} + \ldots + \beta_{\nu k}\boldsymbol{e}_\nu^{(i)} \quad (20)$$

ただし，$\boldsymbol{p}_G^{(i)}, \boldsymbol{e}_1^{(i)}, \ldots, \boldsymbol{e}_\nu^{(i)}$ は，$\boldsymbol{p}_G, \boldsymbol{e}_1, \ldots, \boldsymbol{e}_\nu$ のそれぞれのベクトルから $2i-1$ と $2i$ 番目の行を取り出したベクトルを表す．そして，式 (17) に式 (20) を代入すると，i 番目のフレームについて，次式が得られる．

$$\tilde{\boldsymbol{u}}'^T_{ik} \left\{ \boldsymbol{f}_1 \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_G^{(i)} & \boldsymbol{e}_1^{(i)} & \ldots & \boldsymbol{e}_\nu^{(i)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \beta_{1k} \\ \vdots \\ \beta_{\nu k} \end{bmatrix} + \boldsymbol{f}_2 \right\} = 0 \quad (21)$$

ただし，

$$\tilde{\boldsymbol{u}}'^T_{ik} = \begin{bmatrix} u'_{ik} & v'_{ik} & 1 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$\boldsymbol{f}_1 = \begin{bmatrix} f_{11} & f_{12} \\ f_{21} & f_{22} \\ f_{31} & f_{32} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{f}_2 = \begin{bmatrix} f_{13} \\ f_{23} \\ f_{33} \end{bmatrix} \quad (23)$$

とする．さらに，全フレーム $(i = 1, \cdots, M)$ について式 (21) を縦に並べると，次式が得られる．

$$\boldsymbol{M}'^T_k \left\{ \boldsymbol{F}_1 \begin{bmatrix} \boldsymbol{p}_G & \boldsymbol{e}_1 & \ldots & \boldsymbol{e}_\nu \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ \beta_{1k} \\ \vdots \\ \beta_{\nu k} \end{bmatrix} + \boldsymbol{F}_2 \right\} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{0} \end{bmatrix} \quad (24)$$

ただし，

$$\boldsymbol{M}'^T_k = \begin{bmatrix} \tilde{\boldsymbol{u}}'^T_{1k} & & & \\ & \tilde{\boldsymbol{u}}'^T_{2k} & & \\ & & \ddots & \\ & & & \tilde{\boldsymbol{u}}'^T_{Mk} \end{bmatrix}, \quad (25)$$

$$\boldsymbol{F}_1 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{f}_1 & & \\ & \ddots & \\ & & \boldsymbol{f}_1 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{F}_2 = \begin{bmatrix} \boldsymbol{f}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{f}_2 \end{bmatrix} \quad (26)$$

とする．

式 (24) は，ν 個の未知数 $\beta_{nk}(n = 1, 2, \ldots, \nu)$ に対して式数が M 個なので，ν を $(3 \leqq \nu \leqq M)$ の範囲で選択すれば，未知数 β_{nk} を求めることができ，β_{nk} が得られれば，式 (16) から基準画像上の軌跡が計算できることがわかる．

式 (24) を次のように書く．

$$\boldsymbol{A}_k \boldsymbol{x}_k = \boldsymbol{b}_k \quad (27)$$

ただし，

$$\boldsymbol{A}_k = \boldsymbol{M}'^T_k \boldsymbol{F}_1 \begin{bmatrix} \boldsymbol{e}_1 & \ldots & \boldsymbol{e}_\kappa \end{bmatrix} \quad (28)$$

$$\boldsymbol{x}_k = \begin{bmatrix} \beta_{1k} \\ \vdots \\ \beta_{\nu k} \end{bmatrix}, \ \boldsymbol{b}_k = -\boldsymbol{M}'^T_k \boldsymbol{F}_1 \boldsymbol{p}_G - \boldsymbol{M}'^T_k \boldsymbol{F}_2 \quad (29)$$

である．式 (27) を

$$\boldsymbol{x}_k = (\boldsymbol{A}_k^T \boldsymbol{A}_k)^{-1} \boldsymbol{A}_k^T \boldsymbol{b}_k \quad (30)$$

のように解き，$\beta_{nk}(n = 1, 2, \ldots, \nu)$ を求める．これにより，参照画像上の k 番目の軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}'_k$ に対する基準画像上の軌跡ベクトル $\boldsymbol{p}''_k$ が得られる．

この方法を，全ての k についてそれぞれ求めることにより，参照画像にしか写っていない特徴点でも，その特徴点に対応する基準画像上の特徴点の位置を全フレームにわたって推定することができる．基準画像と参照画像の役割を入れ替えて同様の計算を行うことにより，一方のカメラにしか写っていない特徴点でも，両方のカメラに対応づけを行なうことができる．すなわち，2 台で得られた画像上の全ての特徴点の対応づけを行なうことが可能である．

4. 3 次元再構成による部分空間の基底数の決定

アフィンカメラモデルを仮定した場合，部分空間の基底数を $\nu = 3$ とすることができるが，提案手法では，より汎用的なカメラモデルを想定し，$\nu \geqq 3$ としている．この ν の値を決定することは容易ではないが，本章では，基底数 ν を適応的に決定するための 1 つの方法として，対応から得られる対象物体の 3 次元再構成結果を利用した手法について述べる．ただし，以下に述べる ν の決定では，基礎行列に加え，ステレオカメラの内部パラメータを既知とする．

本章で述べる方法では，全フレームに渡って全特徴点を 3 次元再構成した結果が，3 次元部分空間に含まれることを利用し，その部分空間にあてはめた時の残差が小さくなるように，ν を決定する．すなわち，フレームごとに得られる 3 次元形状が，全フレームに渡って一貫性があることを評価基準とする．以下では，まず，この 3 次元部分空間について説明し，次に，その部分空間へのあてはめを利用した ν の決定方法を説明する．

3 章に述べた方法によって得られた第 i 番フレームにおける k 番目の特徴点の対応から，カメラの内部・外部パラメータを利用して，その特徴点の 3 次元座標を計算する．得られた 3 次元座標を $\boldsymbol{X}_{ik} = (x_{ij}, y_{ij}, z_{ij})^T$ とし，全フレームについて並べたベクトル $\boldsymbol{X}_k$ を次式で表す．

$$\boldsymbol{X}_k = \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_{1k} & \boldsymbol{X}_{2k} & \ldots & \boldsymbol{X}_{Mk} \end{bmatrix}^T \tag{31}$$

i 番目のフレームのワールド座標系に対する物体座標系の基底ベクトルを，それぞれ $\boldsymbol{i}_i$，$\boldsymbol{j}_i$，$\boldsymbol{k}_i$ とし，物体座標系の原点を $\boldsymbol{\tau}_i$ とする．k 番目の特徴点の 3 次元座標を物体座標系で表したときの座標を，$(a_{ik}, b_{ik}, c_{ik})^T$ とすると，$\boldsymbol{X}_{ik}$ は次式で表される．

$$\boldsymbol{X}_{ik} = \begin{bmatrix} x_{ik} \\ y_{ik} \\ z_{ik} \end{bmatrix} = \boldsymbol{\tau}_i + a_{ik}\boldsymbol{i}_i + b_{ik}\boldsymbol{j}_i + c_{ik}\boldsymbol{k}_i \tag{32}$$

よって，上式を全フレームにわたって縦に並べることで $\boldsymbol{X}_k$ を得る．

$$\boldsymbol{X}_k = \boldsymbol{\tau} + a_k\boldsymbol{i} + b_k\boldsymbol{j} + c_k\boldsymbol{k} \tag{33}$$

ただし，$\boldsymbol{\tau}, \boldsymbol{i}, \boldsymbol{j}, \boldsymbol{k}$ は，次式で表される．

$$\boldsymbol{\tau} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\tau}_1 \\ \boldsymbol{\tau}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{\tau}_M \end{bmatrix}, \boldsymbol{i} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{i}_1 \\ \boldsymbol{i}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{i}_M \end{bmatrix}, \boldsymbol{j} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{j}_1 \\ \boldsymbol{j}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{j}_M \end{bmatrix}, \boldsymbol{k} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{k}_1 \\ \boldsymbol{k}_2 \\ \vdots \\ \boldsymbol{k}_M \end{bmatrix} \tag{34}$$

さらに，全特徴点をならべることで次式を得る．

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X} &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{X}_1 & \boldsymbol{X}_2 & \ldots & \boldsymbol{X}_{N_2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{\tau} & \boldsymbol{i} & \boldsymbol{j} & \boldsymbol{k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 1 & \ldots & 1 \\ a_1 & a_2 & \ldots & a_{N_2} \\ b_1 & b_2 & \ldots & b_{N_2} \\ c_1 & c_2 & \ldots & c_{N_2} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{35}$$

物体座標系の原点はどこに設定してもよいので，特徴点の 3 次元座標の重心を原点に設定すると，次式を得る．

$$\begin{aligned} \bar{\boldsymbol{X}} &= \begin{bmatrix} \bar{\boldsymbol{X}}_1 & \bar{\boldsymbol{X}}_2 & \ldots & \bar{\boldsymbol{X}}_{N_2} \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \boldsymbol{i} & \boldsymbol{j} & \boldsymbol{k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & \ldots & a_{N_2} \\ b_1 & b_2 & \ldots & b_{N_2} \\ c_1 & c_2 & \ldots & c_{N_2} \end{bmatrix} \end{aligned} \tag{36}$$

ただし，

$$\bar{\boldsymbol{X}}_k = \boldsymbol{X}_k - \boldsymbol{\tau}, \quad \boldsymbol{\tau} = \frac{1}{N_2}\sum_{k=1}^{N_2} \boldsymbol{X}_k \tag{37}$$

である．

すなわち，式 (36) は，全フレームの全特徴点の復元結果を示す $3M \times N_2$ の行列 $\bar{\boldsymbol{X}}$ の各行ベクトルが，3 次元部分空間に含まれることを意味している．そこで，$3 \leqq \nu \leqq \min(M, N_2 - 1)$ の範囲で ν を変化させ，それぞれの ν における $\bar{\boldsymbol{X}}$ を得る．そして，$\bar{\boldsymbol{X}}$ を主成分分析し，第 4 番目以下の寄与率を用いてデータを 3 次元部分空間に当てはめた場合の残差を計算し，その残差が最小になるように基底数 ν を決定する．

また，このようにして得られた ν を用いて得られる 3 次元復元結果は，トラッキングエラーによる誤差を含んでいると考えられる．そこで，$\bar{\boldsymbol{X}}$ を 3 次元部分空間にあてはめたときの 3 次元形状を推定結果とすることにより，トラッキングエラーによる誤差を低減する．

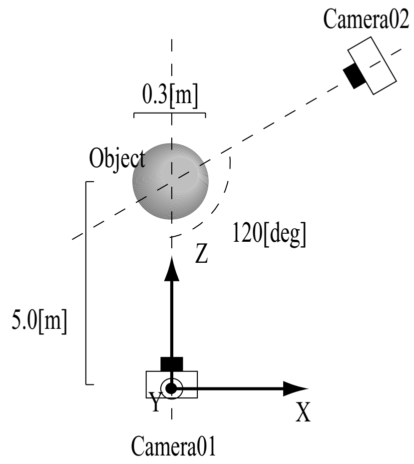

図 1　シミュレーション実験におけるカメラと物体の配置

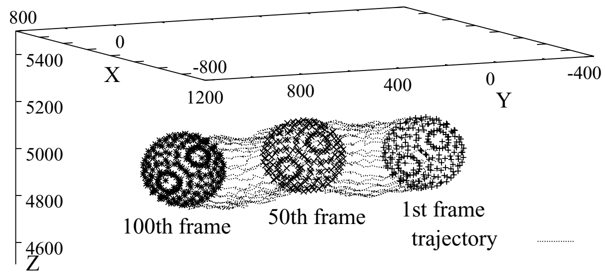

図 2　球の軌跡 (各軸の単位は mm)

5. 実 験 結 果

提案手法の有効性を調べるために，シミュレーション実験と実画像実験を行なった．本章では，これらの結果について述べる．

5.1 シミュレーション実験

シミュレーション実験では，図 1 に示すように，カメラと対象物体を配置した．対象物体は球であり，2 台のカメラは球の中心点から 5.0[m] 離れている．2 台のカメラはともに画角は 7.8[deg]，焦点距離は 35[mm] である．球は全てのフレームにわたって 1 平面上をランダムに移動しており，このときの球の移動軌跡を図 2 に示す．

球上に 200 点の特徴点を配置し，2 台のカメラそれぞれで特徴点を撮影する．カメラ 1 では 71 点，カメラ 2 で

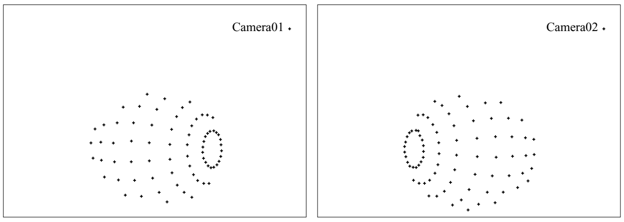

図 3　全フレームで観測された特徴点 (左:カメラ 1, 右:カメラ 2)

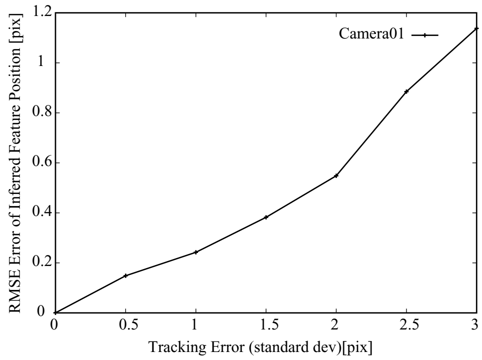

図 4　対応点推定精度 (カメラ 1)

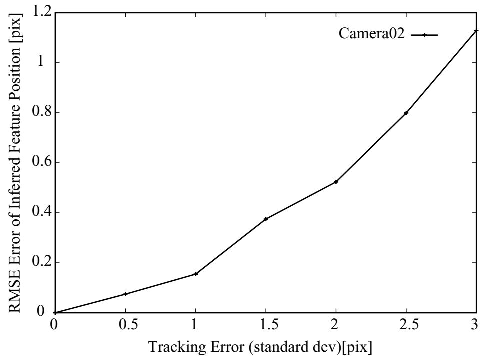

図 5　対応点推定精度 (カメラ 2)

は 77 点の特徴点を 100 フレームにわたって追跡した．このときトラッキングした特徴点を図 3 に示す．各フレームにて得られた 2 枚の画像の各特徴点に対して，画像座標上で平均 0，標準偏差 σ[pix] の正規乱数によるトラッキング誤差を加え，3 章にて述べた手法と，4 章にて述べた部分空間次元の決定法を組み合わせた対応位置推定を行った．

提案手法によって得られた対応点位置の推定精度を図 4，5 に示す．図 4 はカメラ 2 を基準画像とした場合の推定結果を示し，トラッキング誤差における σ(横軸) と，カメラ 1 に写っている特徴点をカメラ 2 の画像上に投影した際の，全フレームに渡る全特徴点の真の座標と推定した座標との RMSE(縦軸) を示している．同図の結果は，1 つの σ について 20 回対応点推定を行い，各 σ における平均誤差を計算したものである．本実験では，部分空間の基底数は，いずれの σ においても $\nu = 3$ が選択されている．また，図 5 は，カメラ 1 を基準画像とした場合の推定結果を示し，図 4 と同様に，カメラ 2 に写っている特徴点をカメラ 1 の画像上に投影した際の，真の座標と推定した座標との RMSE(縦軸) を示している．いずれにおいても，$\sigma = 0$ のときは，対応位置推定の RMSE はゼロであり，良好な対応位置推定ができている．また，トラッキング誤差がある場合は，標準偏差 σ よりも，推定した対応の RMSE の方が低く，4 章にて述べた 3 次元再構成結果を利用することにより，トラッキング誤差を低減した推定ができていることがわかる．

次に，アフィンカメラ効果と選択された基底数の関係を調べた．画像上での物体の大きさ，移動量がほぼ同じになるように，3 次元空間中での物体の位置と移動量，およびカメラの焦点距離 (9.0[mm]〜49.0[mm]) を変化させ，アフィンカメラモデルの効果 (初期フレームにおける物体とカメラとの距離を，物体の厚みで割った値) を変化させながら，対応位置推定を行った．図 6，7 は，カメラ 2 の画像とカメラ 1 の画像をそれぞれ基準画像としたとき，アフィンカメラモデルの効果 (横軸) と，選択された基底数 ν(縦軸) との関係を示している．同図の各グラフは，トラッキング誤差の標準偏差 σ を 0.2 〜 2.0[pix] の間で変化させた場合における選択された基底数を示している．その結果は，1 つの σ について 20 回試行をくりかえし，選択された基底数の平均を計算したものである．

図 6，7 により，アフィンモデルとの乖離が大きくなるほど (横軸の値が小さくなるほど)，またトラッキング誤差が小さくなるほど，より大きな基底数が選択される傾向があることが分かる．アフィンカメラからの乖離が大きい場合，$\nu = 3$ の部分空間にはあてはまらないため，大きな次元の部分空間が必要となる．しかし，トラッキング誤差が大きくなると，高次元の部分空間がトラッキング誤差を表現する空間になってしまい，高次元まで利用して 3 次元形状復元を行った場合には，フレームごと 3 次元形状にばらつきが生じる．すなわち，トラッキング誤差が大きいときは，より基底数が少ないほうが各フレームにおける 3 次元形状のばらつきが小さいため，小さな ν が選択されるものと思われる．

トラッキングエラーが平均 0，分散 1.0[pix] のときにおける提案手法による 3 次元再構成結果を図 8 に示す．図 8 は復元結果に真値を重ねたものである．図 8 を見ると真値の□の中に推定した復元結果の特徴点が含まれている．3 次元形状における真値と推定位置との RMSE は 1.5[mm] であった．このことからも対応点が精度良く推定できており，提案手法の有効性が確認できる．

5.2　実画像実験

提案手法は画像上を直接探索することなく，対応点を推定できるため 2 台のカメラで共通で写っていない部分の対応位置も推定できる．対応位置推定の精度が良ければ，対応関係に基づいたステレオ 3 次元形状復元の結果も良いはずである．そこで，実画像実験では共通部分をほとんど設けずに物体を撮影し，物体の 3 次元形状復元が精度良く行えることを確かめることで，提案手法の有効性を確認する．

実験に用いた撮影対象は図 9 であり，この物体には特

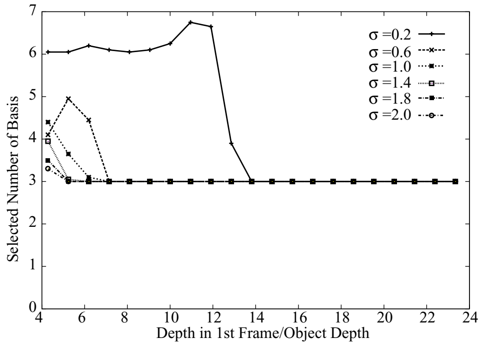

図 6　撮影条件と基底数 (カメラ 1)

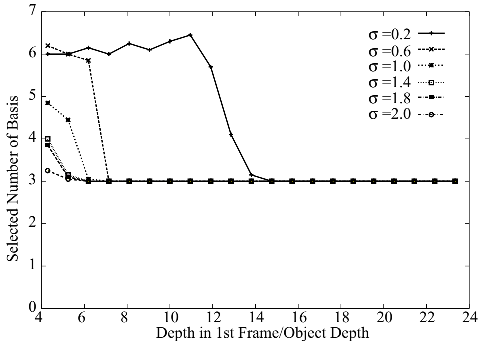

図 7　撮影条件と基底数 (カメラ 2)

図 9　撮 影 対 象

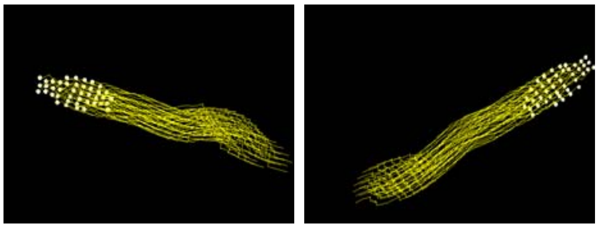

図 10　トラッキング結果 (左：カメラ 1，右：カメラ 2)

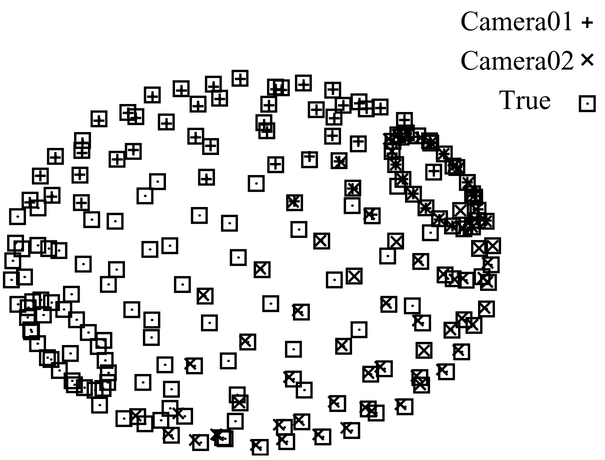

図 8　3 次元復元結果

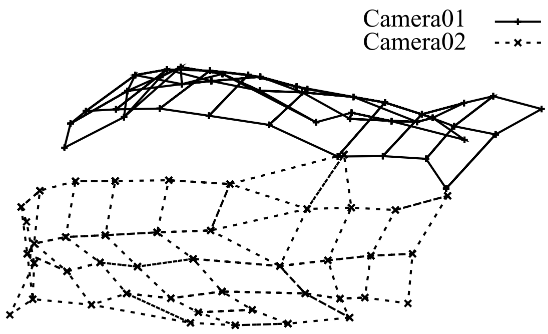

図 11　3 次元形状復元結果 (ワイヤーフレーム)

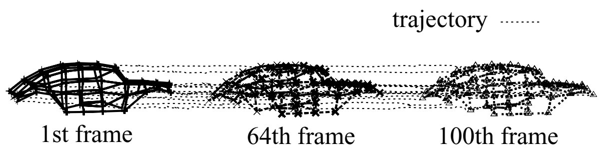

図 12　3 次元軌跡復元結果 (Side View)

徴点追跡用に全部で 83 個のマーカーがついている．同図の物体を，平面上をジグザグに運動させマーカをトラッキングした．図 10 はトラッキング結果を表しており，図中の線は，100 フレームにわたってトラッキングされた特徴点の軌跡である．カメラ 1 で撮影した画像上では 42 個のマーカーが追跡でき，カメラ 2 で撮影した画像上では 43 個のマーカーが追跡できた．

提案手法により対応位置推定を行い，対象物体を 3 次元形状復元した．本実験にて選択された部分空間の次元は $\nu = 3$ であった．これは，トラッキング誤差が大きいためと考えられる．3 次元形状復元した結果をワイヤーフレームで示したものが，図 11 である．図中右半分がカメラ 1 で見えている部分の復元結果 (カメラ 2 を基準画像とした結果) を示し，左部分がカメラ 2 で見えている部分の復元結果 (カメラ 1 を基準画像とした結果) を示す．同図より 2 つのカメラで，共通で見えている特徴点 (2 点) が重なっていることが分かる．これにより，対応点の推定精度がよく，良好な 3 次元形状が得られていることがわかる．

また，図 12 は，第 1 フレーム，第 64 フレーム，および第 100 フレームの復元結果と，物体の運動の軌跡とを示したものである．同図は，物体を真横から見たものを示しており，物体の運動軌跡がほぼ一直線上になっていて，物体が一平面上を運動していることをよく表している．

ワイヤーフレームによる復元結果に，三角パッチをあて，CG 表示したものが図 13(上段) である．図 13(下段) は撮影対象をそれぞれの CG の結果の視点にあうように，

図 13　上段 : CG 復元結果，下段 : 真の形状 (左から Side，Front，Top View)

実物体を撮影したものである．いずれの復元結果も真の形状を良く表している．このことから，提案手法により，対応点の位置推定が精度良くできているといえる．

6. おわりに

本論文では，時系列ステレオ画像を使った新しいステレオ対応位置推定の方法を提案した．提案手法では，基準画像列から得られた特徴点軌跡を用いて部分空間を構成し，その部分空間拘束と，エピポーラ拘束とを用いて，参照画像列の軌跡に対応する基準画像列の軌跡を推定した．また，得られた対応点から 3 次元形状復元を行い，各フレームにおける 3 次元形状が 1 つの 3 次元部分空間に属することを利用して，特徴点軌跡が張る部分空間の次元を推定した．

提案手法の最も大きな特徴は，輝度情報を用いた画像間の対応点を直接探索する方法とは異なり，カメラ間のエピポーラ拘束と，同一物体上の特徴点の軌跡ベクトルがもつ拘束条件とを利用して，幾何学的拘束条件のみから画像間の特徴点の対応点を推定することである．これにより，両方の画像から同じ特徴点が観測されていなくても，一方の画像で観測された特徴点軌跡は，もう一方の画像上の対応位置を求めることができた．

今後は，実画像を利用した手法において，マーカーを使用せず，画像上の特徴点のみを利用して提案手法の有効性を示す方法について検討する予定である．また，実環境下では，シミュレーション実験とは異なり，トラッキング誤差が大きくなる傾向があるため，アウトライアの除去が必要となると考えている．その方法として，基底数を決定する際に RANSAC [13] を導入する方法などを検討する予定である．

文　献

[1] 太田直哉: 信頼性評価をもったオプティカルフローからの形状復元とその移動体検出への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J76-D-II, No.8, pp.1562-1571 (1993)

[2] C.Tomasi and T.Kanade: Shape and Motion from Image Streams under Orthography: A Factorization Method, IJCV, vol.9, no.2, pp.137-154 (1992)

[3] C.J.Poelman and T.Kanade: A Paraperspective Factorization Method for Shape and Motion Recovery, PAMI, vol.19, no.3, pp.206-218 (1997)

[4] 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, 情報処理学会コンピュータビジョンとイメージメディア研究会, 2000-CVIM-124-4 (2000)

[5] 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 (2001)

[6] K.Kanatani: Motion Segmentation by Subspace Separation and Model Selection, ICCV, vol.2, pp.301-306 (2001)

[7] 金谷健一, 菅谷保之: 因子分解法の完全レシピ, 信学技報, PRMU-2003-118, (2001)

[8] J.P.Costeria and T.Kanade: A Multibody Factorization Method for Independently Moving Objects, IJCV, vol.29, no.3, pp.159-179 (1998)

[9] P.-K.Ho and R.Chung: Stereo-Motion with Stereo and Motion in Complement, PAMI, vol.22, no.2, pp.215-220 (2000)

[10] P.-K.Ho and R.Chung: Use of Affine Camera Model and All Stereo Pairs in Stereo-Motion, ICIV, pp.323-328 (1998)

[11] F.Dornaika and R.Chung: Stereo Correspondence from Motion Correspondence, CVPR, vol.1, pp.70-75 (1999)

[12] Z. Zhang: Determining the Epipolar Geometry and its Uncertainty: A Review, IJCV, vol.27, no.2, pp.161-198 (1998)

[13] M.A.Fischer: Random Sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Comm. ACM, vol.24, no.6, pp.381-395 (1981)