マルチカメラを用いた3次元シーンフローによるモーション推定

水野 宏基† 藤吉 弘亘† 岩堀 祐之†

† 中部大学 大学院 工学研究科 〒487-8501 愛知県春日井市松本町 1200 E-mail: †hiroki@vision.cs.chubu.ac.jp, ††{hf,iwahori}@cs.chubu.ac.jp

あらまし本稿では、ジェスチャ認識に応用が可能である技術として、3次元シーンフローを用いたモーション推定 法を提案する.本手法は、画像中の2次元オプティカルフローを入力とすることで、3次元空間中の物体形状を復元 することなく、3次元シーンフローを復元する.次に、3次元空間中の物体運動は短時間において剛体運動であると仮 定することで、Subspace 拘束を用いて3次元シーンフローを修正し、最後に RANSAC を用いて剛体運動パラメータ を推定する.シミュレーションと実画像を用いた実験より、推定したモーションパラメータを評価し、提案手法の有 効性を示す.

キーワード 3次元シーンフロー, Subscape 拘束, モーション推定

A Method for Estimating Object Motion by Three Dimensional Scene Flow Using Multiple Cameras

Hiroki MIZUNO[†], Hironobu FUJIYOSHI[†], and Yuji IWAHORI[†]

† Dept. of Computer Science, Chubu University Matsumoto 1200, Kasugai, Aichi, 487–8501 Japan E-mail: †hiroki@vision.cs.chubu.ac.jp, ††{hf,iwahori}@cs.chubu.ac.jp

Abstract In this paper, we propose a method for estimating object motion by three dimensional scene flow using multiple cameras. We estimate three dimensional scene flow from optical flow obtained from each camera without reconstructing object shape in three dimensional space. Our approach use subspace constraints to improve the accuracy of three dimensional scene flow by assuming that the object has a rigid motion. Then, we estimate an object motion by using RANSAC. Experimental results using both synthetic and real images show that our approach can estimate the object's motion parameters of translation and rotation.

Key words 3D scene flow, Subspace constraints, Motion estimation

1. はじめに

近年,ユビキタス社会におけるユーザビリティの向上として, 人の自然動作に近いインターフェイスであるジェスチャ認識の 実現が期待されている.従来,人間の運動を計測する手法とし て,モーションキャプチャが用いられている.モーションキャ プチャは,人間の関節等に特殊なマーカを装着し,それをカメ ラや磁気等のトラッカを用いて検出することで運動計測を行う. しかし,特殊なマーカを装着しなければならないという問題が ある.そこで本研究では,マーカを必要としない,複数のカメ ラを用いた3次元シーンフローによるモーション推定を目的と する.

3次元シーンフローとは、3次元空間における物体の運動を 3次元のベクトルで表現したものであり、従来3次元シーンフ ローの推定には大きく分けて以下の二つの手法が提案されてい る. (1) 時系列のシーン内の 3 次元構造のマッチング [1]

(2) シーン内の 3 次元構造と,画像上のオプティカルフローとの統合 [2]

前者は時刻 tとt-1でのシーン内の3次元構造を予め復元して おき,物体の表面形状とテクスチャを特徴として,フレーム間 での対応点を探索しシーンフローを推定する手法である.復元 されたシーン内の3次元構造が正確で密である場合,サーフェ イスマッチングにより3次元シーンフローを推定することが可 能である.また,復元された3次元構造が密でない場合でも, 物体の表面の局所的な凹凸情報と物体の色情報からフレーム間 の対応を取る手法が提案されている.後者は,時系列のシーン 内の3次元構造と複数のカメラ画像平面上の2次元オプティカ ルフローを統合して求める手法である.シーン内の物体の表面 情報が予め正確で密に求められている場合には,その表面に画 像平面上のオプティカルフローを投影し,複数のカメラからの 結果を統合することで3次元シーンフローを推定することがで きる. また表面情報が密でない場合にも,2台以上のカメラ画 像から,シーンとオプティカルフローとの間の幾何的な関係を 計算することにより,シーン内の物体の表面上の各点において, 各カメラにおけるオプティカルフローを投影することでシーン フローを推定することが可能となる.

これらの手法では、予めレンジセンサや Visual Hull 等を用 いてシーンの 3 次元構造を推定する必要がある. この問題に対 し、Vedula らはシーンの 3 次元構造を必要とせず、2 次元画像 中のオプティカルフローからシーンフローを推定する手法を提 案している [2]. 彼らの手法では、複数のカメラから得られたオ プティカルフローを 3 次元空間に投影し、その一致性を利用し てシーンフローを推定する. この手法では、3 次元空間への投 影のためにカメラパラメータが既知である必要があり、正確な 強カメラ校正情報が必要となる. さらに、オプティカルフロー には多くのノイズや異常値が含まれるため、推定される 3 次 元シーンフローもノイズや異常値の影響を受けるという問題が ある.

そこで、本研究では、上記の問題に対して、物体の運動が短 時間において剛体と仮定することで、より精度の高いシーンフ ローを復元する手法を提案する。Iraniらは、移動するカメラ において、短時間ではシーンの構造は変化しないと仮定するこ とで、2次元オプティカルフローの精度を向上させる手法を提 案している [9]. 移動するカメラにおいて、複数フレームの各ピ クセルの運動を観測行列に当てはめた場合、その行列のサイズ は非常に大きなものとなるが、ランクは小さくなることを利用 している。本研究では、Iraniらの手法と同様、3次元シーンフ ローを観測行列に当てはめ、その行列のランクが小さくなるこ とを利用し、3次元シーンフローの精度を向上させる. Irani ら の手法では、実空間におけるカメラの運動を画像中で扱うため、 各点の運動を表現するために多くのパラメータを必要とする. そのため、ある程度多くのフレームを観測行列にスタックしな ければ、期待される精度を得ることはできない、本研究では、 実空間における運動をそのまま扱うことができるため、運動 を表現するためのパラメータを少なくすることができる。よっ て、Irani らの手法よりもランクをさらに制限することが可能 となり、少ないフレームから精度の高いシーンフローの復元が できる.

次に、本稿では、復元した3次元シーンフローから、物体の モーションを推定する手法を提案する.復元された3次元シー ンフローから、RANSACを用いて剛体運動のパラメータを求 めることで、物体のモーションを推定する.

2. 3次元シーンフローの復元

本研究では、複数のカメラ画像中の2次元オプティカルフ ローを入力とし、3次元シーンフロー復元を行う. 複数のカメ ラ画像から実空間の3次元の情報を扱うためには、強カメラ校 正情報が必要となる.一般的に、強カメラ校正情報を正確に得 るためには、各カメラ毎に、大変手間のかかる作業を行わなけ ればならない.この問題に対し、Simon らは実空間の基準面を 原点とし、その平面を Z = 0 とすることで、Homography 行列 から各カメラのカメラ行列を算出する手法を提案している[7]. 本研究では、Simon らの提案する手法を用いることで、強カメ ラ校正の手間を低減する.これにより得られたカメラ行列を用 いることで、Vedula らの提案する手法の問題設定と同じ条件 を得ることができるため、3次元シーンフローを復元すること が可能となる.本章では、Homography 行列からカメラ行列を 算出する手法と、Vedula らの提案する3次元シーンフローを 復元する手法について述べる.

2.1 カメラ行列の算出

実空間中の点とカメラ画像中の点は、一般的に 4×3 のカメ ラ行列 *P* で関係づけられることが知られている。カメラ行列 *P* は、カメラの内部パラメータ *A* と外部パラメータ *R*,*t* を用 いることで以下の式として与えられる。

$$\boldsymbol{P} = \boldsymbol{A} \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} & \boldsymbol{t} \end{bmatrix} = \boldsymbol{A} \begin{bmatrix} \boldsymbol{r}_1 & \boldsymbol{r}_2 & \boldsymbol{r}_3 & \boldsymbol{t} \end{bmatrix}$$
(1)

ここで,実空間の基準となる平面を原点とし, z 軸を平面に垂 直にした場合,基準面とカメラの間の Homography 行列 *H* と カメラ行列は次式のような関係となる.

$$\begin{bmatrix} x\\ y\\ 1 \end{bmatrix} \simeq \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & p_{14}\\ p_{21} & p_{22} & p_{24}\\ p_{31} & p_{32} & p_{34} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X\\ Y\\ 1 \end{bmatrix} \simeq \boldsymbol{H} \begin{bmatrix} X\\ Y\\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

式 (2) から, Homography 行列はカメラ行列における外部パラ メータ **R** の 3 列目を削除した形となり,次式のように表せる.

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{A} \left[\boldsymbol{r}_1 \ \boldsymbol{r}_2 \ \boldsymbol{t} \right] \tag{3}$$

ここで、カメラの内部パラメータのうち、画像中心を既知とし て与えることで、Homography 行列からカメラ行列を推定する ことが可能となる。

2.2 シーンフロー復元

シーンフロー復元は、2つのステップからなる。一つ目のス テップは、シーンフローの存在位置の判定である。シーンと画 像間の幾何的な関係から得られるオプティカルフローとシーン フローの制約を用いることで、3次元シーンフローの存在位置 を判定する。二つ目のステップは、シーンフロー存在位置にお けるフローの大きさと方向の復元である。以下に各ステップに おける手順を示す。

2.2.1 シーンフロー存在位置の判定

シーンとカメラ間のカメラ行列が与えられた場合,シーンフ ローと2次元画像上のオプティカルフローは次式のように表現 できる.

$$\frac{d\boldsymbol{u}_k}{dt} = \frac{\partial \boldsymbol{u}_k}{\partial \boldsymbol{x}} \frac{d\boldsymbol{x}}{dt} \tag{4}$$

 $\frac{d\boldsymbol{u}_k}{dt}$ は k 番目のカメラ中の点 \boldsymbol{u}_k におけるオプティカルフロー であり、 $\frac{d\boldsymbol{x}}{dt}$ はシーン内の点 \boldsymbol{x} におけるシーンフローである. $\frac{\partial \boldsymbol{u}_k}{\partial \boldsymbol{x}}$ はシーン内の点 $\boldsymbol{x} = [X, Y, Z]^T$ と、それをカメラ k に投 影した画像座標 $\boldsymbol{u}_k = [u_k, v_k]^T$ との微分関係である. ここで式 (4) を次式にの様に変形する.

$$\frac{d\boldsymbol{x}}{dt} = \left(\frac{\partial \boldsymbol{u}_k}{\partial \boldsymbol{x}}\right)^* \frac{d\boldsymbol{u}_k}{dt} + \mu \boldsymbol{r}_k(\boldsymbol{u}_k) \tag{5}$$



図1 $m_k(x)$ の性質

 $\left(\frac{\partial u_k}{\partial x}\right)^* : \frac{\partial u_k}{\partial x}$ の一般化逆行列 $r_k(u_k) : 点 u_k$ を通る光線ベクトル $\mu : 不定値$

これにシーンフローの制約を続けると次式のようになる.

$$\boldsymbol{m}_{k}(\boldsymbol{x}) \cdot \frac{d\boldsymbol{x}}{dt} \equiv \left[\left(\frac{\partial \boldsymbol{u}_{k}}{\partial \boldsymbol{x}} \right)^{*} \frac{d\boldsymbol{u}_{k}}{dt} \times \boldsymbol{r}_{k}(\boldsymbol{u}_{k}) \right] \cdot \frac{d\boldsymbol{x}}{dt} = 0 \quad (6)$$

式 (6) におけるベクトル $m_k(x)$ はシーンフローに垂直なベクトルである. もし 3 次元空間中の点 x においてシーンフロー が存在する場合,図1に示すように、全てのカメラから計算される $m_k(x)$ は同一の平面上に存在する. 各カメラから得られた $m_k(x)$ が同一の平面上に存在するかどうかの判定には次式を用いる.

$$\boldsymbol{M}(\boldsymbol{x}) = \sum_{k} \hat{\boldsymbol{m}}_{k} \hat{\boldsymbol{m}}_{k}^{T}$$
(7)

ここで、 \hat{m}_k は $m_k(x)$ を単位ベクトルに正規化したものである. ベクトル $m_k(x)$ が全て同一の平面上に存在する場合、式(7)における行列M(x)の最小の固有値は0となる。従って、行列M(x)の最小の固有値が0となるような点を探すことで3次元シーンフローの存在位置を判定することが可能となる。

シーンフローの存在位置を判定するには、3次元空間中を一 定間隔の格子 (Voxel) に区切り、その各点を順に探索する必要 がある.この探索には、注目点が投影されるカメラにおいて 可視か不可視かを考える必要があるため、Seitz らが提案した Voxel Coloring アルゴリズムを用いる [5].Voxel Coloring ア ルゴリズムは探索の順番と Z バッファ用いることで、可視か不 可視かを判定する。本研究では、Voxel Coloring アルゴリズム の探索法を用い、カメラ間のオプティカルフローの一致性から、 3 次元シーンフローの存在位置を判定する。

2.2.2 シーンフローの大きさと方向の復元

シーンフローが存在する点では、オプティカルフローとシー ンフローの関係式 (4) は、n 台のカメラに適用すると、次式の ように表現できる.

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial t} \\ \frac{\partial v_1}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial u_n}{\partial t} \\ \frac{\partial v_n}{\partial t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial X} & \frac{\partial u_1}{\partial Y} & \frac{\partial u_1}{\partial Z} \\ \frac{\partial v_1}{\partial X} & \frac{\partial v_1}{\partial Y} & \frac{\partial v_1}{\partial Z} \\ \vdots \\ \frac{\partial u_n}{\partial X} & \frac{\partial u_n}{\partial Y} & \frac{\partial u_n}{\partial Z} \\ \frac{\partial v_n}{\partial X} & \frac{\partial v_n}{\partial Y} & \frac{\partial v_n}{\partial Z} \end{bmatrix} \frac{d\boldsymbol{x}}{dt}$$
(8)

シーンフロー $\frac{d\boldsymbol{x}}{dt}$ の未知数は3であるのに対し,式(9)は2n



図 2 運動モデル

の式を作ることができるため,点 *x* が 2 台以上のカメラで観測 された場合,最小二乗法を用いることで,シーンフローの大き さと方向を復元することができる.

3. 3次元シーンフローによるモーション推定

一般的に、2次元オプティカルフローには、多くのノイズや 異常値が含まれることが知られている。そのため、オプティカ ルフローから推定される3次元シーンフローにも多くのノイズ や異常値が含まれる可能性がある。そこで本研究では、物体の 運動が短時間では剛体運動であることを仮定し、3次元シーン フローの精度を向上させる手法を提案する。また、復元された シーンフローから剛体運動のパラメータを推定することにより、 物体のモーションを推定する。

3.1 Subspace 拘束を用いたフロー推定

物体の運動を剛体であると仮定した場合,シーンフローの観 測行列のサイズは大きくなるが,そのランクは小さくなる.こ の性質により Subspace 拘束を用いることで,シーンフローの 精度を向上させることが期待できる.

3.1.1 運動モデルと観測行列の定義

シーン内の運動が物体であると仮定した場合,ある時刻 j に おける対象物体中の点 x_i の運動 v_{ij} は、次式のように、平行 移動ベクトル t_j と、各点と回転速度ベクトル ω_j の外積との和 として表現できる (図 2 参照).

$$\begin{aligned}
 v_{ij} &= t_j + \omega_j \times x_i \quad (9) \\
 v_{ij} &= [v_{x_{ij}}, v_{y_{ij}}, v_{z_{ij}}]^T \quad x_i = [X_{x_i}, X_{y_i}, X_{z_i}]^T \\
 t_j &= [t_{x_j}, t_{y_j}, t_{z_j}]^T \quad : \quad \text{平行移動ベクトル} \\
 \omega_j &= [\omega_{x_j}, \omega_{y_j}, \omega_{z_j}]^T \quad : \quad \text{回転速度ベクトル} \\
 i \quad : \quad 座標番号 \quad j : \mathcal{I} \mathcal{V} - \mathcal{L} \mathcal{A} \mathcal{B}
 \end{aligned}$$

式(9)を展開すると次式となる.

$$\begin{bmatrix} v_{x_{ij}} \\ v_{y_{ij}} \\ v_{z_{ij}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{x_{ij}} - \omega_{z_j} X_{y_i} + \omega_{y_j} X_{z_i} \\ t_{y_{ij}} + \omega_{z_j} X_{x_i} - \omega_{x_j} X_{z_i} \\ t_{z_{ij}} - \omega_{y_j} X_{x_i} + \omega_{x_j} X_{y_i} \end{bmatrix}$$
(10)
$$= \begin{bmatrix} t_{x_j} & 0 & 0 & 0 & -\omega_{z_j} & \omega_{y_j} \\ 0 & t_{y_j} & 0 & \omega_{z_j} & 0 & -\omega_{x_j} \\ 0 & 0 & t_{z_j} & -\omega_{y_j} & \omega_{x_j} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ X_{x_i} \\ X_{y_i} \\ X_{x_j} \end{bmatrix}$$
(11)

ここで,式(11)を次式に置き換える.

$$\begin{bmatrix} v_{x_{ij}} \\ v_{y_{ij}} \\ v_{z_{ij}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (\mathbf{s}_x)_j \\ (\mathbf{s}_y)_j \\ \hline (\mathbf{s}_z)_j \end{bmatrix}_{(3 \times 6)} q_{i(6 \times 1)}$$
(12)

$$(s_x)_j = [t_{x_j}, 0, 0, 0, -\omega_{z_j}, \omega_{y_j}]$$

$$(s_y)_j = [0, t_{y_j}, 0, \omega_{z_j}, 0, -\omega_{x_j}]$$

$$(s_z)_j = [0, 0, t_{z_j}, -\omega_{y_j}, \omega_{x_j}, 0]$$

$$\boldsymbol{q}_i = [1, 1, 1, X_{x_i}, X_{y_i}, X_{z_i}]^T$$

これを N 点, M フレームへと拡張すると次式となる.

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix}_{(3M \times N)} = \begin{bmatrix} S_x \\ S_y \\ S_z \end{bmatrix}_{(3M \times 6)} Q_{(6 \times N)}$$
(13)

$$\mathbf{V}_{x} = \begin{bmatrix} v_{x_{11}} & v_{x_{12}} & \dots & v_{x_{1N}} \\ v_{x_{21}} & v_{x_{22}} & \dots & v_{x_{2N}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{x_{M1}} & v_{x_{M2}} & \dots & v_{x_{MN}} \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{V}_{y} = \begin{bmatrix} v_{y_{11}} & v_{y_{12}} & \dots & v_{y_{1N}} \\ v_{y_{21}} & v_{y_{22}} & \dots & v_{y_{2N}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{y_{M1}} & v_{y_{M2}} & \dots & v_{y_{MN}} \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{V}_{z} = \begin{bmatrix} v_{z_{11}} & v_{z_{12}} & \dots & v_{z_{1N}} \\ v_{z_{21}} & v_{z_{22}} & \dots & v_{z_{2N}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ v_{z_{M1}} & v_{z_{M2}} & \dots & v_{z_{MN}} \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{S}_{x} = [\mathbf{m}_{x_{1}}, \dots, \mathbf{m}_{x_{M}}]^{T} \quad \mathbf{S}_{y} = [\mathbf{m}_{y_{1}}, \dots, \mathbf{m}_{y_{M}}]^{T}$$
$$\mathbf{S}_{z} = [\mathbf{m}_{z_{1}}, \dots, \mathbf{m}_{z_{M}}]^{T} \quad \mathbf{Q} = [\mathbf{q}_{1}, \dots, \mathbf{q}_{N}]$$

ここで、 $[V_x/V_y/V_z]$ を観測行列と呼ぶ. Q の行列は,上3 列が全て1であるため、ランクは4以下となる.また、瞬間的 な物体の運動は等速であると仮定した場合、 S_x 、 S_y 、 S_z 各行 列のランクは全て1以下となるため、行列 $[S_x/S_y/S_z]$ のラン クは3以下となる.観測行列 $[V_x/V_y/V_z]$ は行列 Q と行列 $[S_x/S_y/S_z]$ の積で表現されており、そのランクは、2 つの行 列のランクの小さい方と等しくなる.よって、任意の運動であ る場合のランクは4以下となり、運動が等速であると仮定した 場合のランクは3以下となることがわかる.以下では、対象と する運動は等速であると仮定し、観測行列のランクは3以下と なることを利用する.また M = 2 とし、観測行列のサイズは $6 \times N$ とする.

3.1.2 Subspace 拘束によるフローの修正

2次元オプティカルフローにノイズや異常値が含まれる場合, シーンフローから得られる観測行列のランクは3以上となる. そこで推定されたシーンフローに対し, Subspace 拘束による ランク制限を施すことで精度を向上させる.

Suspace 拘束を用いてランク制限を施すために,複数フレームのシーンフローの成分を*x*,*y*,*z* それぞれ観測行列に当てはめる.次に,計算されたシーンフローの観測行列を,特異値分解により以下のような行列へと分解する.

$$\begin{bmatrix} V_x \\ V_y \\ V_z \end{bmatrix}_{(3M \times N)} = U_1 D U_2^T$$
(14)

 U_1 は 3*M*×3*M*の直交行列, U_2 は *N*×*N*の直交行列, *D*は対 角行列であり, *D*の対角要素は特異値である. *D*の対角項が昇順 で並び,各要素をベクトル $d = [d_1, d_2, ..., d_{3M}]^T$ とすると, 観 測行列のランクを 3 に制限するには $d' = [d_1, d_2, d_3, 0, ..., 0]^T$ とする行列 *D'*を用いる.

$$\begin{bmatrix} V_{x'} \\ V_{y'} \\ V_{z'} \end{bmatrix}'_{(3M \times N)} = U_1 D' U_2^T$$
(15)
$$D' = \text{diag } d'$$

d' は元の観測行列の特異値の上位3つを残し,他を全て0とし たベクトルである.これにより得られた新しい観測行列 V' は, ランクが3の行列となり,式(9)に示す運動モデルに従うシー ンフローに修正することができる.

3.2 モーション推定

推定された3次元シーンフローから運動の各パラメータを推 定することで、ジェスチャー認識へ応用が期待できる。本稿で は、3次元シーンフローからのモーション推定法として、式(9) に定義した剛体運動の各パラメータを推定する。

3.2.1 モーション推定

シーン内のある点 x_i における運動 v_{ij} が得られた場合,時刻 j における式 (9) は次式のように変形できる.

$$\boldsymbol{v}_{ij} = \begin{bmatrix} 0 & X_{z_i} & -X_{y_i} & 1 & 0 & 0 \\ -X_{z_i} & 0 & X_{x_i} & 0 & 1 & 0 \\ X_{y_i} & -X_{x_i} & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_j \\ \boldsymbol{t}_j \end{bmatrix}$$
(16)
$$= \begin{bmatrix} -[\boldsymbol{x}_i]_{\times} & \boldsymbol{I}_{(3\times3)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_j \\ \boldsymbol{t}_j \end{bmatrix}$$

 $[\boldsymbol{x}_i]_{\times} \boldsymbol{x}_i$ の歪対称行列, $\boldsymbol{I}_{(3\times 3)}: 3 \times 3$ の単位行列

これを N 点に拡張すると次式を得る.

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{v}_{1j} \\ \vdots \\ \boldsymbol{v}_{Nj} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -[\boldsymbol{x}_1]_{\times} & \boldsymbol{I}_{1(3\times3)} \\ \vdots & \vdots \\ -[\boldsymbol{x}_N]_{\times} & \boldsymbol{I}_{N(3\times3)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_j \\ \boldsymbol{t}_j \end{bmatrix}$$
(17)

ここで、未知数は $\omega_j = [\omega_{x_j}, \omega_{y_j}, \omega_{z_j}]^T$ と $t_j = [t_{x_j}, t_{y_j}, t_{z_j}]^T$ の6つとなる.式 (17)からは、3×Nの式を得ることができ るが、歪対称行列 $[x_i]_{\times}$ のランクは2であるため、N = 2の場 合、式 (17)は一意に解を決定することができない.よって、3 以上の v_{ij} と x_i の組から最小二乗法を用いることで、剛体運 動の各パラメータを推定する.

3.2.2 RANSAC

3.2.1 で述べた Subspace 拘束により求めた 3 次元シーン フローは,運動モデルのランクに従った運動となる.しかし, Subspace 拘束ではシーンフローの大きさと方向を修正するこ とは可能であるが,本来存在しないところに得られたシーン



図 3 作成したシミュレーションモデル



図4 推定結果

フローを除去することはできない. そこで, このようなアウト ライアを除去しパラメータを推定するために, RANSAC を用 いる [10]. 以下に RANSAC に基づくモーション推定の手順を 示す.

Step1 全てのフローからランダムに3点選択
 Step2 最小2乗法を用い各パラメータを推定
 Step3 推定されたパラメータから各点のフローを計算
 Step4 計算されたフローとシーンフローとの誤差を計算
 Step5 誤差の中間値を選択
 Spte6 Step1~Step5を繰り返し、ソーティング後の誤差の中間値が最小となるパラメータを最終的なパラメータとする

4. 実 験

以上に述べた手法を用いて、3次元シーンフロー推定とモー ション推定の実験を行う.シミュレーションによりノイズを含 まないオプティカルフローを作成し、複数のカメラから3次元 シーンフローの復元実験を行う.次に、シミュレーションによ り作成した入力オプティカルフローに対し、意図的にノイズを 加え、Subspace 拘束を用いたシーンフローの推定とモーショ ン推定の実験を行う.次に実際に5台のカメラから得られる実 画像を対象とした実験により、本手法の有効性を示す.

4.1 シミュレーションによるシーンフロー推定実験

シミュレーション実験では、3次元空間中に32台のカメラを 円周上に配置し、全ての高さは一定とする(図3(a)参照).シー ン内の運動する物体として、球がz軸を中心とした右回転運動 を対象とする.この球の表面上の運動の軌跡を各カメラ平面に 投影することで、図3(b)の様な2次元フローを得る.この各 カメラ画像中のノイズを含まないオプティカルフローを入力と し、3次元シーンフローを復元した結果を図4に示す.これよ り、ノイズを含まないオプティカルフローを入力とした場合で は、正確に3次元シーンフローを復元できることが分かる.

次に,投影された画像中のオプティカルフローに対し意図的 にノイズを加えたものを入力として3次元シーンフローを求め



図 5 ノイズを含んだオプティカルフローより推定された結果



図 6 類似度のヒストグラムと誤差の 2 乗和

る. 推定されたシーンフローに対し Subspace 拘束を用い,フ ローの修正を行う. 今回の実験では,シーンフローの精度の評 価として,真値との類似度を用いる.シーンフローの真値 v_t と推定されたシーンフローvとの類似度は以下の式により計算 し,評価基準に用いる

類似度:
$$\cos \theta = \frac{\boldsymbol{v} \cdot \boldsymbol{v}_t}{|\boldsymbol{v}| |\boldsymbol{v}_t|}$$
 (18)

シーンフローの推定結果を図5に、また類似度のヒストグラム と誤差の2乗和を図6に示す.シーン内の運動する物体を剛 体であると仮定した場合、そのフローを局所的に観測すると、 全体的に一様なフローとなると考えられる.図5(a)では、フ ローの向きが分散しているが、Subspace 拘束を用いることで 図5(b)に示すように一様なフローを得ることができた.また、 図6より、Subspace 拘束を用いることでフローの精度を向上 させることができたことが分かる.

4.2 シミュレーションモデルを用いたモーション推定実験 復元された3次元シーンフローを用いてモーション推定実験 を行う.モーション推定はSubspace拘束を用いる前と用いた 後のシーンフローに対し行う.また評価のため,RANSACを 用いる場合と、復元されたシーンフローの全点から最小二乗法 を用いる場合の2種類を行う.それぞれの結果を表1に示す. 表1の推定結果より,Subspace拘束を用いて修正したシーンフ ローから,RANSACを用いて推定したパラメータが最も良い 結果を得た.これは,RANSACを用いることで、フローの存 在位置におけるアウトライアの影響を軽減させ、またSubspace 拘束から存在するべき位置のシーンフローの方向と大きさの精 度を向上させることができたからである.

4.3 実画像を用いた実験

実画像を用いたモーション推定実験を行う.実画像を用いた 実験では、図 7(a) に示すように、3 次元空間中にカメラを5 台

表1 モーションパラメータの真値と推定誤差

		ω_x	ω_y	ω_z	t_x	t_y	t_z
		[deg/f]	$\left[deg/f \right]$	$\left[deg/f \right]$	[mm/f]	$[\mathrm{mm}/\mathrm{f}]$	$[\rm mm/f]$
真値		0.57	1.15	0.57	1.00	2.00	1.00
誤差	全点	0.05	0.04	0.01	0.01	2.27	0.04
ランク制限無し	RANSAC	0.18	0.02	0.06	0.19	0.39	0.11
誤差	全点	0.06	0.04	0.01	0.01	2.29	0.04
ランク制限あり	RANSAC	0.09	0.03	0.01	0.02	0.04	0.08
<u> </u>							

f : frame





図8 実画像における入力オプティカルフロー





配置し、予め基準平面と各カメラ間の Homography 行列を求め ておく.カメラは Point Gray Research 社の Dragonfly(IEEE-1394 カメラ) であり、各カメラ間のシャッタータイミングは同 期している.評価には、図 7(b) に示すようにルービックキュー ブを持ち、空間内で運動した 3 フレーム分を用いる.今回の実 験では、y 軸方向に 1 秒間に約 15cm 平行移動した場合と、x 軸を中心に約 180 度回転した場合の 2 つのシーケンスを対象と する.図8 に示す平行移動における入力オプティカルフローか ら復元されたシーンフローを図9 に示す.また、平行移動と 回転運動でのモーション推定結果を表2 に示す.表2の推定結 果より、平行移動においては、回転速度ベクトル $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ の 値は全てが1度以下であることから、回転運動はしていないと いえる.また最も数値の高いパラメータは y 軸方向の移動であ り、1frame(1/30sec) で約 4.5mm 移動したことが分かる.次に

表 2 実実験におけるモーション推定結果

				•1=>==11111			
	ω_x [deg/f]	ω_y [deg/f]	ω_z [deg/f]	t_x [mm/f]	t_y $[mm/f]$	$t_z_{[m mm/f]}$	
平行移動	-0.494	0.380	-0.244	0.818	-4.523	-0.078	
回転運動	-5.490	-0.114	0.978	-0.246	5.901	2.197	
f · frame							

1 : frame

回転運動では, x 軸周りの回転が 1frame で約 5.5 度と推定された.実験に用いたシーケンスでは,目測で1秒間に約 180 度回転しているため,1frame では約 6 度となり,高い精度でモーションが推定できていることが分かる.しかし,平行移動していないにもかかわらず, t_y 成分が高い値を示している.これは,今回の実験では,物体の回転をxを中心としているため,上方からこの運動を観測した場合,その表面の運動は t_y 成分の運動として観測されることが原因である.この問題はカメラの台数を増やすことで解消できると考えられる.

5. おわりに

本稿では、3次元シーンフローを用いた物体のモーション 推定法を提案した.推定された3次元シーンフローに対し、 Subspace 拘束を適用することにより、精度を向上させること ができた.Suspace 拘束後のシーンフローを用いてモーション を推定した結果、シミュレーション実験と実画像を用いた実験 により、実用的な精度を得ることに成功した。

今後は,モーションセグメンテーションによる複数物体への 対応と,推定されたモーションからのジェスチャ認識へ取り組 む予定である.

文 献

- 青木公也, 興水大和"時系列距離画像を用いた 3D フロー検出の 検討"動的画像処理実利用化ワークショップ 2005 pp.140-145, 2005.
- [2] S. Vedula, S. Baker, P. Rander, R. Collins, T. Kanade "Three-Dimensional Scene Flow" Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision, Vol. 2, September, pp. 722 - 729, 1999
- [3] 水野宏基,藤吉弘亘,岩堀祐之 "未校正マルチカメラにおける 3 次元シーンフロー推定" 情報処理学会 研究報告 CVIM 149, pp. 97-102, 2005
- [4] B. D. Lucas, T. Kanade, "An iterative image registration technique with an application to stereo vision" Proceedings of imaging understanding workshop, pp. 121-130, 1981.
- [5] S. M. Seitz, C.M. Dyer "Photorealistic scene reconstruction by voxel Coloring" Proc. Computer Vision and Pattern Recognition 97, pages 1067-1073, 1999.
- [6] S. M. Seitz and K. N. kutulakos "Plenoptic Image Editing" Proc. 6th Int. Conf. Computer Vision, 1998.
- [7] G. Simon, and A. Ritzgibbon, and A. Zisserman, "Markerless Tracking using Planar Structures in the Scene" Proc. of the ISAR, pp. 120-128, 2000.
- [8] 植松裕子,斎藤英雄,"任意複数平面の統合による拡張現実感の ための画像ベース位置合わせ手法"画像の認識・理解シンポジウム (MIRU2005) pp.265-272, 2005 年 7 月.
- [9] M. Irani, "Multi-Frame Optical Flow Estimation Using Subspace Constraints" Seventh International Conference on Computer Vision (ICCV'99), Vol. 1 pp. 626 - 633. 1999.
- [10] M. Fischer, and R. Bolles, "Randam sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography", communications of the ACM 24, pp. 381-385, 1981.