

# 全方位カメラを用いた特徴点フローモデルによる 3次元環境モデル生成

川西 亮輔<sup>†</sup> 山下 淳<sup>†</sup> 金子 透<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 静岡大学工学部機械工学科 〒432-8561 静岡県浜松市中区城北 3-5-1

E-mail: †{f5945016,tayamas,tmtkane}@ipc.shizuoka.ac.jp

**あらまし** 移動ロボットが自律的に行動する際には、ロボットが自己位置推定や経路生成をするために地図情報が重要である。ロボットが未知環境下で行動する場合には、あらかじめ用意された地図がないため、ロボット自身が周囲環境の地図を生成する必要がある。そこで本論文では、1台の全方位カメラを用い、Structure from Motionに基づく3次元環境モデルの生成手法を提案する。様々な環境下での計測においては、データ中にアウトライアが含まれている状態でもカメラの位置姿勢推定をロボストに行えることが重要である。本論文では全方位カメラの視野の広さを効果的に利用することでロボストにカメラの位置姿勢を推定する手法として、特徴点フローモデルを提案する。実験結果より、提案手法の有効性が示された。

**キーワード** 特徴点フローモデル, 全方位カメラ, 3次元環境モデル, Structure from Motion

## Construction of 3D Environment Model by Using Omni-Directional Camera

– Estimation of Camera Motion with a Feature Flow Model –

Ryosuke KAWANISHI<sup>†</sup>, Atsushi YAMASHITA<sup>†</sup>, and Toru KANEKO<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Department of Mechanical Engineering, Faculty of Engineering, Shizuoka University,  
3-5-1 Johoku, Naka-ku, Hamamatsu-shi, Shizuoka 432-8561, Japan

E-mail: †{f5945016,tayamas,tmtkane}@ipc.shizuoka.ac.jp

**Abstract** Map information is important for path planning and self-localization when mobile robots accomplish autonomous tasks. In unknown environments, mobile robots should generate an environment map by themselves. Then, we propose a method for construction of the 3D environment model by a mobile robot. The method is based on structure from motion. We use a single omni-directional camera to measure the objects in the environment. The method estimates the camera motion with a feature flow model. The model makes it possible to estimate the camera motion precisely by taking advantage of the wide field of view of the omni-directional camera. Experimental results showed the effectiveness of the proposed method.

**Key words** Feature Flow Model, Omni-Directional Camera, 3D Environment Model, Structure from Motion

### 1. 序 論

移動ロボットが経路生成や自己位置同定を行うためには地図情報が必要である。しかし、ロボットが未知環境で自律的に行動する場合にはロボット自身が周囲環境を計測し、地図を作成する必要がある。

地図生成にはカメラによって視野内の物体の計測を行うアプローチがある [1]。しかし通常のカメラは視野が狭いため、周囲環境を把握するためには多くの画像が必要となり、画像間の対応付けの処理が煩雑になるという問題がある [2] [3]。この問題に対して広い視野を持つ撮像センサが考案されており、これには魚眼レンズを用いた

カメラによる計測 [4] や全方位カメラによる計測 [5] [6] がある。自律的に活動するロボットに搭載することを考慮すると、ロボットの周囲 360 度を一度に撮影できる全方位カメラが適している。全方位カメラは広い視野を有するという特徴により周囲環境の計測や認識に有効であることが示されている [7]。

現在、全方位カメラの視野の広さを利用した位置同定 [8] や地図生成 [9] のための手法が研究されている。しかしこれらの手法では、あらかじめ環境のデータを取得しておく必要があり、未知環境や動的環境に適用することが難しい場合がある。そこで、取得画像を用いて計測を行うことで、あらかじめ環境のデータが得られていな

い場合にも対応する必要がある。

全方位カメラを用いた計測手法として、複数の全方位カメラによりステレオ計測を行う手法 [10] がある。一般にステレオ計測はカメラ間の距離（基線長）に依存しており、基線長が長いほど精度が良い。しかし、この手法ではロボットの大きさより基線長を長くできないため、計測精度に限界がある。そこで、1台のカメラを搭載したロボットを移動させ、各観測点で撮影されたステレオペア画像を用いて計測を行うモーションステレオ手法がある。この手法はロボットの大きさの制限を受けずに基線長を長くすることができる [11]。そのため、この手法は2つのカメラによるステレオ計測よりも高い精度で計測できる。

また、全方位カメラと GPS [12] やレーザ [13] などと同時に使用し、センサフュージョンにより計測を行う手法は高い計測精度が期待できる。しかしセンサフュージョンは、計測対象・状況が限定される、キャリブレーションの煩雑さが増す、装置構成が大きくなるといった問題がある。

以上のことから、本研究では1台の全方位カメラのみを用いたモーションステレオ法による計測を行う。Structure from Motion (SFM) はモーションステレオ法の一つである。SFM は、異なる地点で撮影された複数枚の画像において、それぞれ対応した点の位置関係から、カメラの位置姿勢推定と撮像された物体の計測を同時に行う手法である。

全方位カメラを用いた SFM に基づく計測手法はすでに提案されているが [14]、この手法ではカメラの位置姿勢推定に 8 点アルゴリズム [15] を用いているため、データに含まれるアウトライアに対する不安定性が問題である [16]。一般に線形推定は計算量が少ないという利点がある反面、アウトライアの影響を受けやすいという問題があり、またアウトライアを完全に排除できる手法は確立されていない。そこで、本研究ではカメラ運動を回転と並進に分離して推定を行う非線形モデルを用いる。従来研究でも、全方位カメラの視野の広さはカメラ運動を推定するのに有効であることは示されている。また、特徴点のフローからカメラ運動を推定する手法も従来から存在する [17] が、全方位カメラの視野が広いという性質を明示的に活用し、数式化している研究は少ない。提案するモデルは全方位カメラの視野の広さを効果的に利用した拘束条件を有しており、アウトライアを含んだデータを用いた場合にもロバストに位置姿勢推定が可能である。本論文ではこの位置姿勢推定手法を特徴点フローモデルと呼ぶ。

## 2. 処理の概要

本手法で用いる全方位カメラは、ビデオカメラに双曲面ミラーを取り付けたものである。この全方位カメラを搭載した移動ロボットを使用する (図 1 左)。移動ロボッ

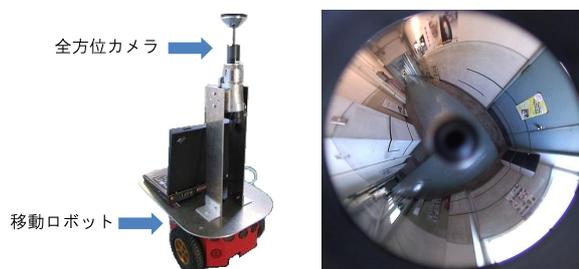


図 1 装置構成 (左: 全方位カメラ搭載移動ロボット, 右: 取得した全方位画像)

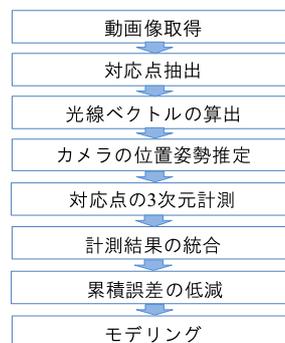


図 2 処理手順

トを環境中で走行させ、走行中に撮影した動画 (図 1 右) を用いて計測を行う。

本研究の処理手順を図 2 に示す。まず動画を取得する。最初の画像中から特徴点を抽出し、以後のフレームで追跡を行う。追跡された特徴点は画像間の対応点とみなすことができる。取得した対応点情報を用いて、特徴点フローモデルによるカメラの位置姿勢推定を行う。対応点の 3 次元座標を算出し、以上の処理を各観測点間で繰り返す。複数回の計測結果を 1 つに統合し、その際に生じる累積誤差の蓄積を低減する手法を適用する。計測点群から三角網を構築し、三角網の各面に取得画像から切り出したテクスチャを貼り付けることで、3 次元環境モデルが生成される。

## 3. 環境計測

### 3.1 対応点抽出

ロボットの移動前後の 2 画像間における対応点を取得するため、移動前の画像から特徴点を抽出、移動後の画像まで追跡する (図 3)。本手法では、Lucas Kanade Tracker と画像をピラミッド構造化して探索する手法を組み合わせた特徴点追跡手法 [18] を用いる。

### 3.2 光線ベクトルの算出

カメラから 3 次元空間中の点に向かう光線を光線ベク

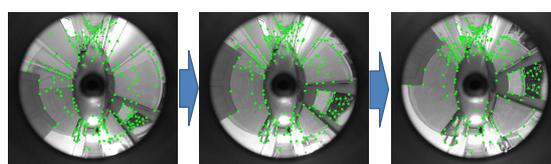


図 3 特徴追跡

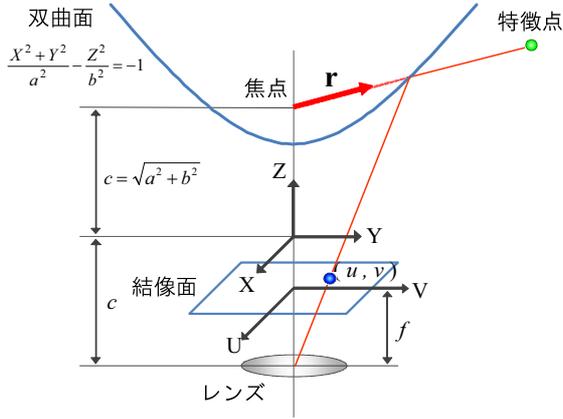


図4 全方位カメラの座標系

トル  $\mathbf{r} = [x, y, z]^T$ , とする. 本研究で用いる全方位カメラはカメラ前方に双曲面ミラーを装着したものであり, この光線ベクトル  $\mathbf{r}$  は, 双曲面のミラー側の焦点から3次元空間中の点へ向かう光線が双曲面上で反射する点へのベクトルで表せる (図4).

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} su \\ sv \\ sf - 2c \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$s = \frac{a^2 (f\sqrt{a^2 + b^2} + b\sqrt{u^2 + v^2 + f^2})}{a^2 f^2 - b^2(u^2 + v^2)} \quad (2)$$

ここで  $a, b, c$  は双曲面のパラメータであり,  $f$  はレンズの焦点距離である.

### 3.3 特徴点フローモデルによるカメラの位置姿勢推定

通常の視野のカメラが一度に撮像可能な範囲は, カメラ光軸方向を中心とした狭い領域である. そのため画像上の特徴点の動きからカメラの回転運動と並進運動を判断することが難しい場合がある (図5) これはすなわち, 通常の視野のカメラによる位置姿勢推定の不安定性を示している. しかし本研究で用いる全方位カメラの視野は周囲360度を撮像可能なため, カメラの回転運動と並進運動を明確に判断することが可能である (図6).

そこで, 本研究では全方位カメラの回転運動と並進運動における特徴点の動きの違いを利用し, カメラの回転運動および並進運動を分離する非線形推定手法を提案する. カメラの移動前後の画像から得られる光線ベクトル  $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$  とカメラの並進移動ベクトル  $\mathbf{t}$ , カメラの回転運動の中心軸および角度変位量との関係を考える. このとき, ある単位球を仮定する. 光線ベクトルと並進移動ベクトルは単位球の中心を始点とする単位ベクトルとし, 回転軸は単位球の中心を通るものとする.

カメラが並進運動のみをする場合 (図7(a)), 移動前後の2つの光線ベクトル  $\mathbf{r}_{t1}, \mathbf{r}_{t2}$  からなる平面上に並進移動ベクトルが存在する. したがって, 2つの光線ベク

トルからなる平面の法線ベクトル  $\mathbf{n}$  と並進移動ベクトルは垂直である ((3), (4) 式).

$$\mathbf{n} = \mathbf{r}_{t1} \times \mathbf{r}_{t2} \quad (3)$$

$$\mathbf{n} \cdot \mathbf{t} = 0 \quad (4)$$

カメラが回転運動のみをする場合 (図7(b)), 光線ベクトルの変位はある回転軸を中心にした一定の角度変位となる. この角度変位による2つの光線ベクトル  $\mathbf{r}_{R1}, \mathbf{r}_{R2}$  の関係は, カメラの回転運動を記述する回転行列  $\mathbf{R}$  を用いて以下のように表わせる ((5) 式).

$$\mathbf{r}_{R1} = \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_{R2} \quad (5)$$

カメラが並進運動と回転運動の両方を行う場合, 移動前後の光線ベクトル  $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$  の関係は前述の2つの変位の組み合わせで記述できる. この仮定において2つの変位はそれぞれ独立であるため, カメラの回転運動による変位成分を取り除くと, カメラが並進運動のみを行う場合と同様に扱える. 以上のことから, 以下の式が成り立つ ((6) 式).

$$(\mathbf{r}_1 \times \mathbf{R}^{-1} \mathbf{r}_2) \cdot \mathbf{t} = 0 \quad (6)$$

(6) 式を満たす解は4つ存在する. 4つの解とは, 並進移動ベクトルの正負 ( $\mathbf{t}$  と  $-\mathbf{t}$ ) と, 正しいカメラ運動の

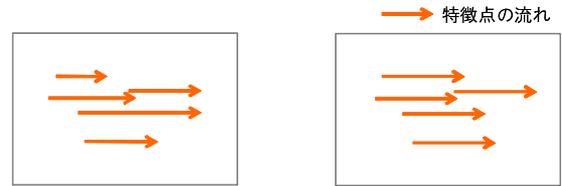


図5 特徴点の動き (通常の視野のカメラ)



図6 特徴点の動き (全方位カメラ)

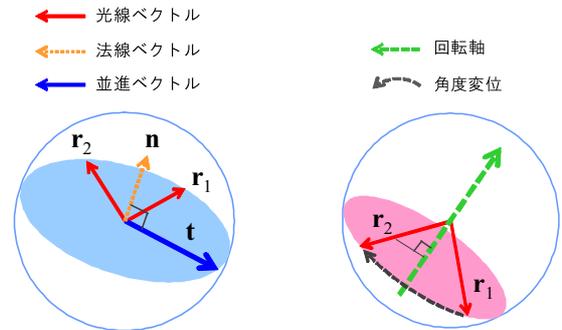


図7 特徴点フローモデル

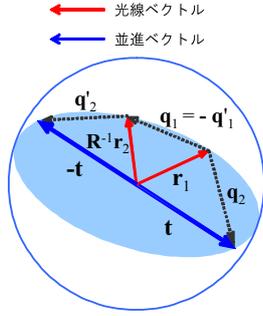


図 8 拘束条件

回転行列とそこから並進ベクトルを軸としてさらに 180 度回転した回転行列との組み合わせである。そこで以下に述べる 2 つの拘束条件によって解を絞り込む。

1 つ目の拘束条件は、光線ベクトルの変位が並進移動ベクトルの端点（以降、正極と呼ぶ）から離れる方向で、かつ並進移動ベクトルと正負反対の成分をもつベクトルの端点（以降、負極と呼ぶ）に集まる方向になることである。これにより並進ベクトルの向きが決まる。もう 1 つの拘束条件は、それぞれの光線ベクトルが移動前後の変位で正極、負極をまたがないことである。これにより正しい回転行列が決まる。回転行列、並進ベクトルが前述の 2 つの拘束条件を満たすとき、提案モデルにおいて幾何学的に以下の式を満たす ((7) 式)。

$$\mathbf{q}_1 \cdot \mathbf{q}_2 < 0 \quad \cap \quad \mathbf{q}'_1 \cdot \mathbf{q}'_2 < 0 \quad (7)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \mathbf{q}_1 &= \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_2 - \mathbf{r}_1, \quad \mathbf{q}_2 = \mathbf{t} - \mathbf{r}_1, \\ \mathbf{q}'_1 &= -\mathbf{q}_1, \quad \mathbf{q}'_2 = -\mathbf{t} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_2 \end{aligned}$$

である。これはすなわち、 $\mathbf{q}_1$  と  $\mathbf{q}_2$  のなす角、 $\mathbf{q}'_1$  と  $\mathbf{q}'_2$  のなす角がともに鈍角となることである (図 8)。すべての光線ベクトルの組  $\mathbf{r}_{1,i}$ ,  $\mathbf{r}_{2,i}$  に対して (6), (7) 式を満たすような回転行列および並進ベクトルを求める。具体的には以下の評価式を最小化する ((8), (9) 式)。

$$e_i = \begin{cases} |(\mathbf{r}_{1,i} \times \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_{2,i}) \cdot \mathbf{t}| & \text{if (7) is satisfied} \\ 1 & \text{else} \end{cases} \quad (8)$$

$$E = \sum_i e_i \quad (9)$$

我々の提案するこの手法は、単位球の球面上に投影されるそれぞれの特徴点（光線ベクトルの端点）の移動前後の変位が一様な流れになるモデルである。このことから、本論文ではこの単位球によるモデルを、特徴点フローモデルと呼ぶ。

特徴点フローモデルは通常の視野のカメラでも適用することは可能である。しかし、(7) 式による拘束が有効に働くのは広い視野が得られる場合に限られる。(7) 式は正極、負極付近における特徴点の動きを拘束するものである。画像中に正極、負極が撮像されなければ両極ま

わりの特徴点の動きが分からないため、不十分な拘束力しか得られない。したがって提案手法は全方位カメラの視野の広さを積極的に利用した手法であるといえる。

また、位置姿勢推定を非線形モデルで行うことは計算効率において不利であるが [16], (7) 式による拘束により解の探索範囲が限定されるため、これを利用することで探索効率を向上させることが可能である。

### 3.4 対応点の 3 次元計測

ある観測点間  $m$  において推定された回転行列  $\mathbf{R}_m$  と並進移動ベクトル  $\mathbf{t}_m$  を用いて、対応点の 3 次元計測を行う。移動前後のそれぞれの観測点のカメラ位置から特徴点へ向かう光線ベクトル  $\mathbf{r}_{1,m,i}$ ,  $\mathbf{r}_{2,m,i}$  の交わる点が計測結果  $\mathbf{p}_{m,i}$  となる。ただし、実際は誤差の影響で 2 つの光線ベクトルは交わらないため、その最短距離の中点を計測結果とする (図 9)。

計測精度は一般にカメラの移動方向の延長線付近ほど、あるいはカメラから遠いものほど悪い。そこで計測精度の良い対応点を使用するため、計測結果  $\mathbf{p}_{m,i}$  を 2 画像上の特徴点座標  $[u_{m,i}, v_{m,i}]^T$ ,  $[u'_{m,i}, v'_{m,i}]^T$  で偏微分したものから式 (10) で誤差を評価するベクトル  $\mathbf{g}_{m,i}$  を求める。そしてベクトル  $\mathbf{g}_{m,i}$  のノルムが式 (11) を満たす計測結果を以後の処理に用いる。ただし、 $h$  は閾値である。

$$\mathbf{g}_{m,i} = \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u_{1,m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v_{1,m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u_{2,m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v_{2,m,i}} \right| \quad (10)$$

$$\|\mathbf{g}_{m,i}\| < h \quad (11)$$

### 3.5 計測結果の統合

本手法では計測結果のスケール情報が不明である。したがって異なる観測点間の計測結果を合成する際には、それぞれの計測結果のスケールを合わせる必要がある。そこで、隣り合った観測点間で同じ特徴点が計測されることを利用し、その 3 次元座標の誤差の二乗和を最小にするようにスケールを合わせる。

### 3.6 累積誤差の低減

3.3 節で推定したカメラの位置姿勢は誤差を含んでいる。したがって、複数の観測点間の計測結果を統合すると誤差が累積するという問題が発生する。この問題を解決するための手法としてバンドル調整法 [19] がある。

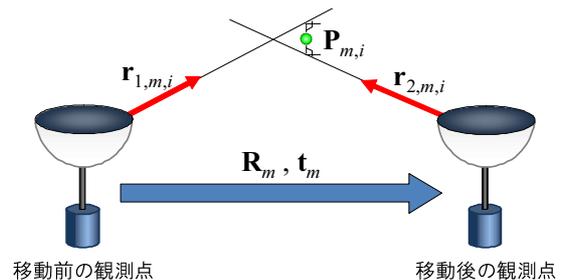


図 9 対応点の 3 次元計測

我々の手法では、画像中の特徴点から算出した光線ベクトルと計測結果の統合後の3次元座標に向かう光線ベクトルとの誤差を最小化することで累積誤差を低減する。統合後の3次元座標に向かう光線ベクトルは(12), (13)式で表される。

$$\mathbf{r}'_{1,m,i} = \mathbf{R}_{m-1} (\mathbf{p}_i - \mathbf{c}_{m-1}) \quad (12)$$

$$\mathbf{r}'_{2,m,i} = \mathbf{R}_m (\mathbf{p}_i - \mathbf{c}_m) \quad (13)$$

ここで、 $\mathbf{c}_{m-1}$ ,  $\mathbf{c}_m$  はそれぞれ観測点間  $m$  における移動前、移動後のカメラ位置の座標である。 $\mathbf{R}_{m-1}$ ,  $\mathbf{R}_m$  はそれぞれカメラの初期姿勢に対する観測点  $\mathbf{c}_{m-1}$ ,  $\mathbf{c}_m$  でのカメラの姿勢変化を示す回転行列である。これらのベクトル  $\mathbf{r}'_{1,m,i}$ ,  $\mathbf{r}'_{2,m,i}$  と各観測点間で取得した画像中の特徴点座標から得られる光線ベクトル  $\mathbf{r}_{1,m,i}$ ,  $\mathbf{r}_{2,m,i}$  との誤差

$\hat{\mathbf{r}}_{1,m,i} = \mathbf{r}_{1,m,i} - \mathbf{r}'_{1,m,i}$ ,  $\hat{\mathbf{r}}_{2,m,i} = \mathbf{r}_{2,m,i} - \mathbf{r}'_{2,m,i}$  を用い、二乗誤差和  $\epsilon_m$  は以下のように表せる。

$$\epsilon_m = \sum_i w_{m,i} (\|\hat{\mathbf{r}}_{1,m,i}\|^2 + \|\hat{\mathbf{r}}_{2,m,i}\|^2) \quad (14)$$

ここで、 $\epsilon_m$  は  $m$  番目の観測点間での累積誤差和、 $w_{m,i}$  は  $i$  番目の特徴点に対する重み係数である。重み係数は特徴点ごとに誤差を評価することにより決定する。誤差の評価には3.7節の式(10)で表されるベクトル  $\mathbf{g}_{m,i}$  のノルムを用い、以下の式で定義する。

$$w_{m,i} = \frac{1}{\|\mathbf{g}_{m,i}\|} \quad (15)$$

### 3.7 モデリング

得られた計測点群から3次元のドロネー分割により三角網を構築する。しかし、ドロネー分割によって得られる多面体構造は計測対象の形状を考慮していないため、物理的な辺に矛盾する三角網が生成されることがある。この問題に対し、矛盾を検出するテンプレートを導入して三角網を物理的な形状に適合するように最適化する手法が提案されている[20]。本手法ではこの手法を適用することでモデルの歪みを軽減する。各観測点で撮影した画像の中でテクスチャの解像度が最大となる画像を選び、三角網の各面に貼り付けることで、モデルにより詳細な色情報をもたせることができる。

## 4. 実験

### 4.1 位置姿勢推定の精度検証

マニピュレータを用いて本手法によるカメラの位置姿勢推定の精度の評価を行った。マニピュレータの移動情報をカメラ運動の真値とする。正方形を描くようにマニピュレータを平行移動させた。正方形の各頂点間が基線長となるように設定し計測を行った。カメラの最終位置は初期位置と同じである。正方形の辺の長さは350mm

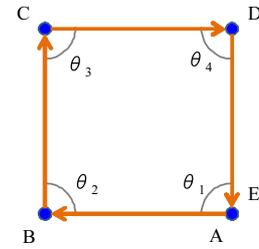


図10 カメラの動き

とした(図11)。

ここで比較に用いるのは、8点アルゴリズムに基づく位置姿勢推定にアウトライア除去手法を適用している手法[14]( $\alpha$ 手法)である。また、 $\alpha$ 手法においてアウトライア除去手法を適用しない場合( $\beta$ 手法)との比較も行う。それぞれの手法でのカメラの位置姿勢推定の結果を以下に示す(図11)。各カメラ位置A~Eはマニピュレータの軌跡の描く正方形の頂点に対応している。計測に用いる対応点情報はいずれの手法においても同じものを使用した。

$\beta$ 手法による推定結果(図11(b))では一致するべきであるカメラの初期位置Aと終点Eが大きく離れている。これはアウトライアを除去しておらず、また単純な線形推定を行っているため、アウトライアの悪影響を大きく受けたことが原因であると考えられる。 $\alpha$ 手法による推定結果では、 $\beta$ 手法よりも良い結果が得られている(図11(a))。これはアウトライアを除去することによってカメラの位置姿勢推定精度が向上したためと考えられる。それに対し、特徴点フローモデルによる推定結果では、アウトライアを除去していないにもかかわらず $\alpha$ 手法と同等の結果が得られている(図11(c))。

位置姿勢推定の詳細な結果を表1に示す。ただしSFMに基づいている本手法では計測のスケール情報が不明である。したがって、カメラ位置の距離を算出する際にはAB間を1とし、移動距離350mmに換算している。ここで、A-E間はカメラの初期位置Aと終点Eの距離である。辺の長さは推定された4点のカメラ座標から算出したそれぞれの点の距離であり、正方形の辺に対応している。角度は算出された正方形の2辺のなす角である。 $\alpha$ 手法はデータ中のアウトライアを除去することによって誤差の低減に成功していることが分かる(表1(a), (b))。 $\alpha$ 手法と提案手法とを比較すると、辺の長さにおいては $\alpha$ 手法による結果が提案手法による結果よりも誤差が小さかったが、そのほかの評価においては提案手法による結果の方が誤差が小さかった。これは $\alpha$ 手法において除去できなかったアウトライアが存在しており、それが位置姿勢推定に悪影響を及ぼしたため、結果として提案手法による結果を下回ったためと考えられる。それに対し、提案手法ではアウトライアを除去せずに同等以上の結果が得られた。以上のことから、提案手法はアウトライアに対して高いロバスト性を有しているといえる。

表 1 カメラの位置姿勢推定の結果

(a)  $\alpha$  手法

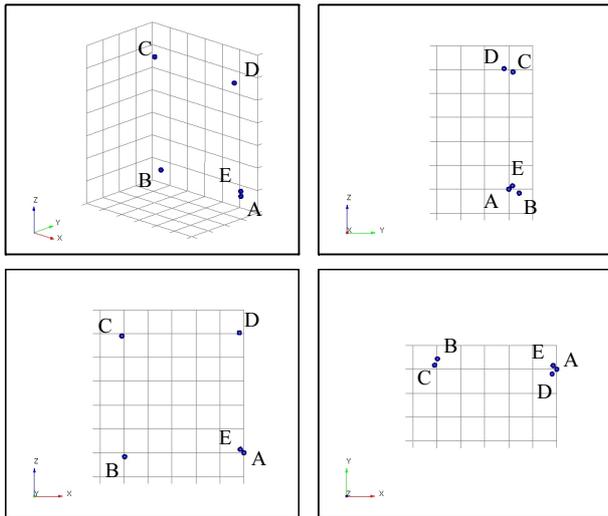
	A-E 間 [mm]	辺の長さ [mm]	角度 [deg]
最大誤差	18.3	6.9	1.7
平均	—	347.8	90.0
標準偏差	—	4.7	1.2

(b)  $\beta$  手法

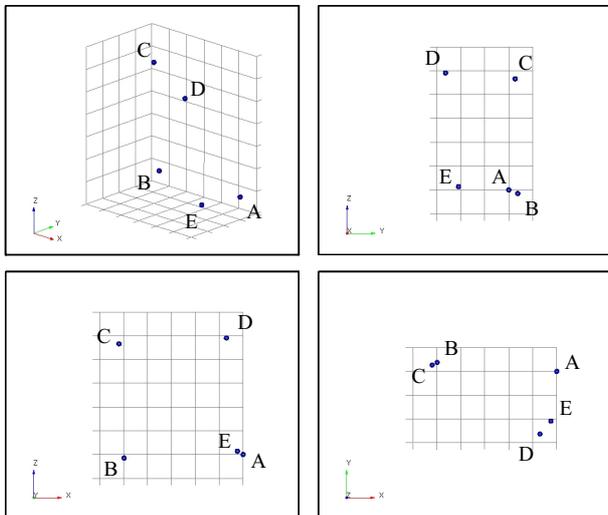
	A-E 間 [mm]	辺の長さ [mm]	角度 [deg]
最大誤差	147.9	25.0	3.2
平均	—	349.7	90.0
標準偏差	—	15.4	1.8

(c) 特徴点フローモデル

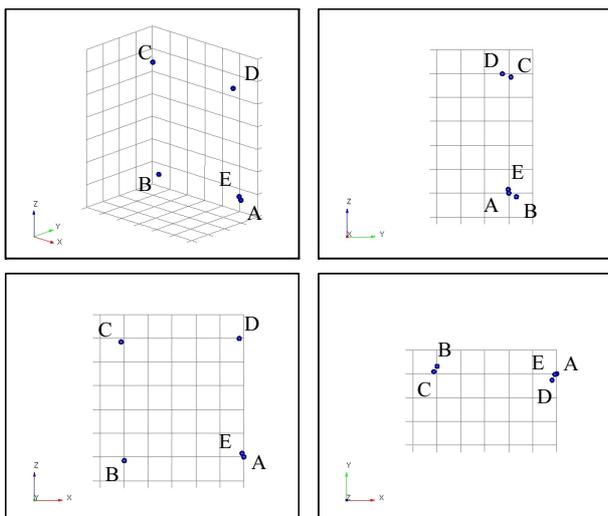
	A-E 間 [mm]	辺の長さ [mm]	角度 [deg]
最大誤差	12.2	11.0	0.6
平均	—	346.2	90.0
標準偏差	—	5.8	0.8



(a)  $\alpha$  手法



(b)  $\beta$  手法



(c) 特徴点フローモデル

図 11 位置姿勢推定の結果 (左上: 鳥瞰図, 右上: 側面図, 左下: 正面図, 右下: 上面図)

## 4.2 環境モデル生成

全方位カメラを搭載した移動ロボットを用い、実際にある環境で特徴点フローモデルによる環境モデル生成を行った。屋内環境 (図 12(a)L 字廊下, (b) 部屋) でそれぞれ計測を行った。移動ロボットを約 10cm/s の速度で走行させながら撮影を行い、フレームレートは 10fps とした。入力画像サイズは 1920×1080pixels である。

廊下と部屋の計測結果を上から見た図 13 に示す。青い点がロボットの軌跡、赤い点が計測点である。廊下と部屋の形状が計測できている。

提案手法により得られた廊下の 3 次元環境モデルを図 14 に示す。実際の環境を撮影した写真と同じ視点で見たモデルを図 15 に示す。これらの結果から、環境中の物体の位置関係や大きさが表現できていることが分かる。しかし対応点の計測誤差のため、テクスチャの歪みが生じている。

提案手法により得られた部屋の 3 次元環境モデルを図 16 に示す。実際の環境と同じ視点で見ると (図 17), 物体の位置や大まかな形状が再現されていることが分かる。しかし、得られた計測点の密度が計測対象の複雑さに対して疎であるため、大小さまざまな物体が点在する部屋のように複雑なモデルを生成した場合、視点によっては不自然さが目立つ結果となった。

今回の 2 つのモデルの問題を解決するためには計測誤差の低減や密な計測が必要であり、これについては今後の課題である。

## 5. 結 論

本論文では、全方位カメラの視野の広さを効果的に利用した、カメラの位置姿勢の非線形推定手法を提案した。結果より、データ中にアウトライアが存在する場合において本手法のロバスト性が高いことが示された。

今後の課題としては、特徴点フローモデルにアウトラ

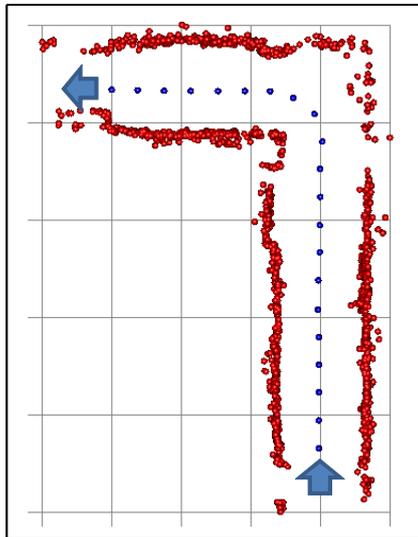


(a) L字廊下

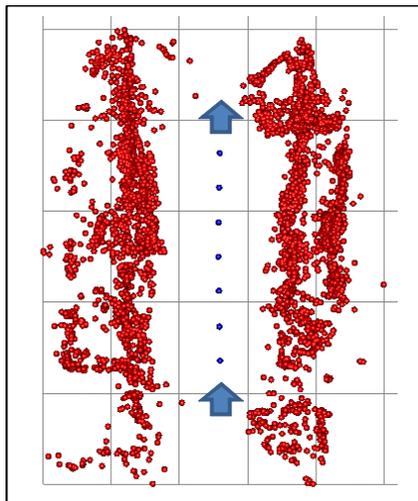


(b) 部屋

図12 実験環境



(a) L字廊下



(b) 部屋

図13 計測結果



図14 廊下の環境モデル



(a) ドア



(b) パネル



(c) 消火栓

図15 廊下の環境モデル (別視点)

イア除去手法を取り入れることで、さらにロバストな位置姿勢推定を行うことが挙げられる。また、より実際の環境に忠実なモデルを生成するために、密な計測を行う手法の構築などが考えられる。

## 文 献

- [1] A. J. Davison: "Real-Time Simultaneous Localisation and Mapping with a Single Camera", Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 1403-1410, 2003.
- [2] H. Ishiguro, M. Yamamoto and S. Tsuji: "Omni-Directional Stereo", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, pp. 257-262, 1992.
- [3] T. Sato and N. Yokoya: "Omni-directional multi-baseline stereo without similarity measures", Proceedings of 6th Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras (OM-NIVIS2005), pp. 193-200, 2005.
- [4] T. Nishimoto and J. Yamaguchi: "Three dimensional Measurement using Fisheye Stereo Vision", Proceedings of the Society of Instrument and Control Engineers Annual Conference 2007, 3A05-1, pp. 2008-2012, 2007.



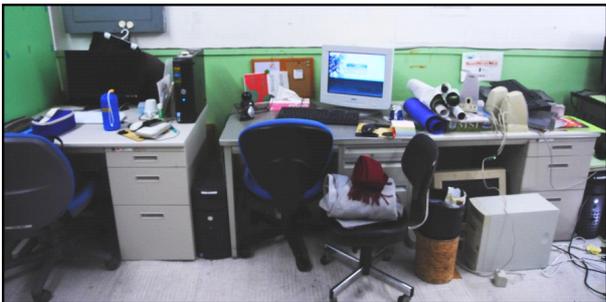
図 16 部屋の環境モデル



(a) 実際の環境 1



(b) 部屋の環境モデル (別視点 1)



(c) 実際の環境 2



(d) 部屋の環境モデル (別視点 2)

図 17 部屋の環境モデル (別視点)

- [5] R. Bunschoten and B. Krose: "Robust Scene Reconstruction from an Omnidirectional Vision System", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol. 19, No. 2, pp. 351-357, 2003.
- [6] C. Geyer and K. Daniilidis: "Omnidirectional Video", The Visual Computer, Vol. 19, No. 6, pp. 405-416, 2003.
- [7] J. Gluckman and S. K. Nayar: "Ego-Motion and Omnidirectional Cameras", Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, pp. 999-1005, 1998.
- [8] H. Iwasa, N. Aihara, N. Yokoya and H. Takemura: "Memory-Based Self-Localization Using Omnidirectional Images", Systems and Computers in Japan, Volume 34, Issue 5, pp. 56-68, 2003.
- [9] J. Gaspar, N. Winters and J. S. Victor: "Vision-Based Navigation and Environmental Representations with an Omnidirectional Camera", IEEE Transactions on Robotics and Automation, Vol.16, No.6, pp.890-898, 2000.
- [10] J. Takiguchi, M. Yoshida, A. Takeya, J. Eino and T. Hashizume: "High Precision Range Estimation from an Omnidirectional Stereo System", Proceedings of the 2002 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 263-268, 2002.
- [11] M. Tomono: "3-D Localization and Mapping Using a Single Camera Based on Structure-from-Motion with Automatic Baseline Selection", Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3353-3358, 2005.
- [12] J. Meguro, Y. Amano, T. Hashizume and J. Takiguchi: "Omni-Directional Motion Stereo Vision Based on Accurate GPS/INS Navigation System", Proceedings of the 2nd Workshop on Integration of Vision and Inertial Sensors, 2005.
- [13] J. Meguro, T. Hashizume, J. Takiguchi and R. Kurosaki: "Development of an Autonomous Mobile Surveillance System Using a Network-based RTK-GPS", Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp. 3107-3112, 2005.
- [14] T. Harada, A. Yamashita and T. Kaneko: "Environment Observation by Structure from Motion with an Omni-directional Camera", Proceedings of International Workshop on Advanced Image Technology 2006, pp. 169-174, 2006.
- [15] R. I. Hartley, "In Defense of the Eight-Point Algorithm", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 97, No. 6, pp. 580-593, 1997.
- [16] 金谷健一, 菅谷保之: "高ノイズレベルにおける基礎行列の最尤推定", 情報処理学会研究報告 CVIM-160-9, pp. 49-56, 2007.
- [17] A. Bruss and B. K. P. Horn: "Passive navigation", Computer Vision, Graphics and Image Processing, Vol. 21, pp. 276-283, 1983.
- [18] J. Y. Bouguet: "Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Feature Tracker Description of the Algorithm", OpenCV, Intel Corporation, 2000.
- [19] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley and A. Fitzgibbon: "Bundle Adjustment - A Modern Synthesis", Vision Algorithms: Theory & Practice, Springer-Verlag LNCS 1883, 2000.
- [20] A. Nakatsuji, Y. Sugaya, and K. Kanatani: "Optimizing a Triangular Mesh for Shape Reconstruction from Images", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E88-D, No. 10, pp. 2269-2276, 2005.