

特徴点フローモデルを用いた全方位カメラの位置姿勢推定による 3次元環境モデリング

Estimation of Camera Motion with Feature Flow Model for Construction of 3D Environment

○ 川西 亮輔 (静岡大) 正 山下 淳 (静岡大) 金子 透 (静岡大)

Ryosuke KAWANISHI, Shizuoka University, f0730034@ipc.shizuoka.ac.jp
Atsushi TAMASHITA, Shizuoka University, tayamas@ipc.shizuoka.ac.jp
Toru Kaneko, Shizuoka University, tmtkane@ipc.shizuoka.ac.jp

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. Our proposed method is based on structure from motion. We use a single omni-directional camera to measure the objects in the environment. Our method estimates the camera motion with feature flow model. The feature flow 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 our proposed method.

Key Words: Feature Flow Model, 3D Environment Model, Omni-directional Camera, 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。しかし、通常のカメライは視野が狭いため、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。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[2]や双曲面ミラーを用いた全方位カメラによる計測[3]がある。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ため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[4]。

一般にカメラを用いたステレオ計測の精度は、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。そこで、1 台のカメライを移動させ、各観測点で撮影された画像列を用いて計測を行うモーションステレオ法がある。この手法はロボットの移動距離を変化させることで基線長を調節することができる。

以上のことから、本研究では全方位カメラ 1 台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。

我々は既に SFM に基づいた計測手法を提案している[5]。文献[5]の手法における課題として、カメラの位置姿勢推定が不安定だったことが挙げられる。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[6]を用いていたが、この手法はノイズに対する不安定性が問題とされている[7]。そこで本研究では、全方位カメラの視野の広さを効果的に利用することで、より精度良くカメラ間の位置・姿勢を推定する手法を提案する。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んでいる。

2. 処理の概要

本研究では、全方位カメラとしてビデオカメラに双曲面ミラーを取り付けたものを用いる。移動ロボットとしては、全方位カメラを搭載した車輪型移動ロボットを用いる（図 1）。移動ロボットを環境中で走行させ、走行中に撮影した動画画像を用いて計測を行う。

まず動画画像を取得する。最初に取得した画像から特徴点を抽出し、以後のフレームで追跡を行うことで、追跡を行った画像間で対応点が取得できる。各画像中の特徴点座標から光線ベクトルを算出し、対応する光線ベクトルの組を特徴点フローモデルに当てはめることでカメラの位置姿勢を推定する。推定された位置姿勢を用いて対応点の 3 次元座標を算出する。これを各観測点間で繰り返し、計測を行ったそれぞれの観測点間の位置姿勢情報を用い、計測結果を合成する。得られた計測結果から三角網を構築する。それぞれの三角形に対応するテクスチャを取得画像から選択し貼り付けることでテクスチャ情報を持った 3 次元環境モデルを生成する。

3. 環境モデル生成

3.1 対応点抽出

カメラの移動前後の 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 2）。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[8]を用いる。

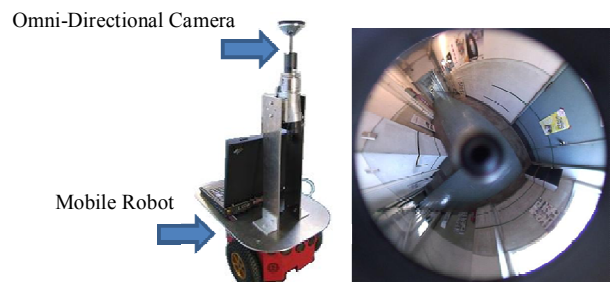


Fig. 1 Mobile Robot and Omni-directional Image

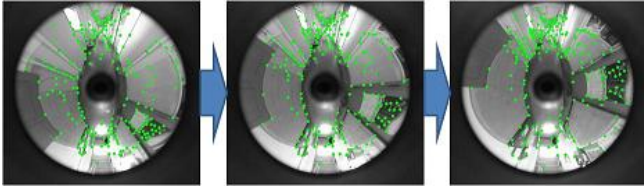


Fig. 2 Feature Tracking

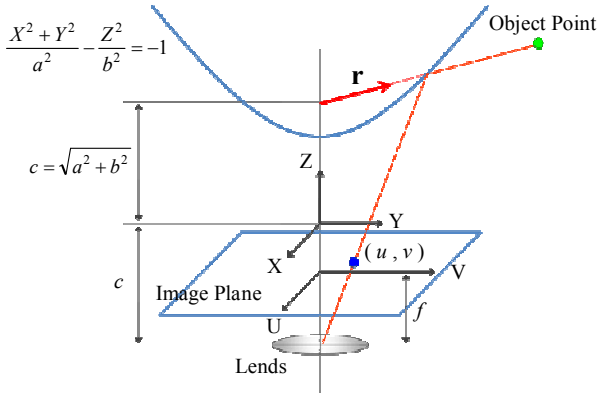


Fig. 3 Calculation of Ray Vector

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 次元空間中の点に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 3).

特徴点の画像座標 (u, v) から式(1)(2)により $\mathbf{r}$ を求める. ここで a, b, c は双曲面のパラメータであり, f は焦点距離である.

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

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

3.3 特徴点フローモデルによる位置姿勢推定

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 4(a)). 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 4(b)).

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 5(a)), 移動前後の 2 つの光線ベクトル $\mathbf{r}_{11}, \mathbf{r}_{12}$ からなる平面上に並進移動ベクトル

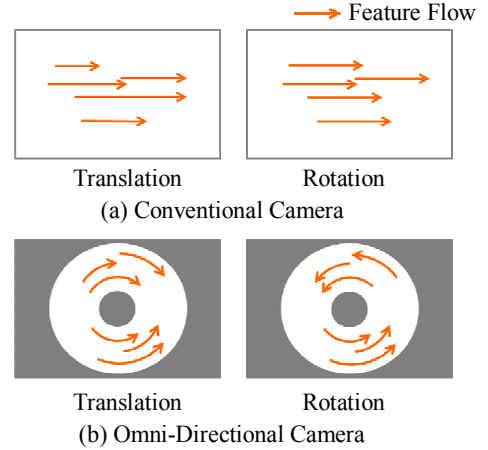


Fig. 4 Feature Flow

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).

$$\mathbf{n} = \mathbf{r}_{11} \times \mathbf{r}_{12} \quad (3)$$

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

カメラが回転運動のみをする場合 (図 5(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

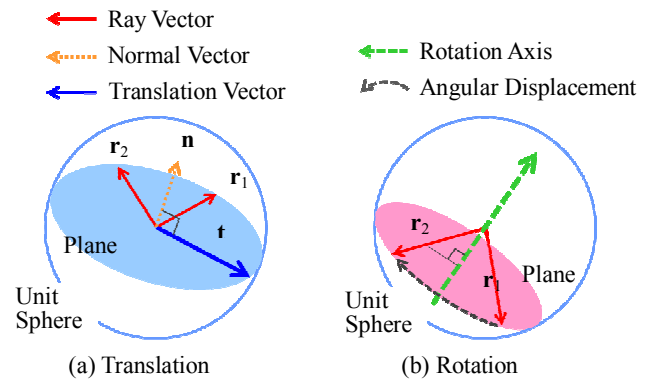


Fig. 5 Feature Flow Model

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)。

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

ここで、

$\mathbf{q}_1 = \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_2 - \mathbf{r}_1$, $\mathbf{q}_2 = \mathbf{t} - \mathbf{r}_1$, $\mathbf{q}'_1 = \mathbf{r}_1 - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_2$, $\mathbf{q}'_2 = -\mathbf{t} - \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_2$ 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ときである(図6)。

すべての光線ベクトルの組 $\mathbf{r}_{1i}$, $\mathbf{r}_{2i}$ 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。

$$e_i = \begin{cases} |(\mathbf{r}_{1i} \times \mathbf{R}^{-1}\mathbf{r}_{2i}) \cdot \mathbf{t}| & (7) \text{式を満たす場合} \\ 1 & (7) \text{式を満たさない場合} \end{cases} \quad (8)$$

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

本論文で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樣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周囲360度の視野が得られる場合に限られる。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[7], (7)式による拘束により解の探索範囲が限定されることが分かっている。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次元座標算出

推定された回転行列 $\mathbf{R}$ と並進移動ベクトル $\mathbf{t}$ 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が交わる点を計測結果とする。

3.5 低精度な計測結果の除去

計測精度は一般にカメラの移動方向の延長線付近ほど、またカメラから遠いものほど悪い。そこで計測精度を推定し、評価する。計測結果 $\mathbf{p}_{m,i}$ を2画像上の特徴点座標 $[u_{m,i}, v_{m,i}]^T$, $[u'_{m,i}, v'_{m,i}]^T$ で偏微分したもから誤差を評価するベクトル $\mathbf{g}_{m,i}$ を求める((10)式)。以後の処理では、ベクトル $\mathbf{g}_{m,i}$ のノルムが閾値 h 以下である計測結果のみを用いる((11)式)。

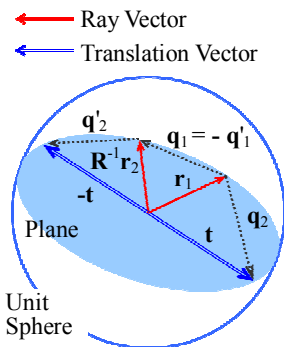


Fig. 6 Constraint Condition

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

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

また、このベクトル $\mathbf{g}_{m,i}$ を用いて、各計測点 $\mathbf{p}_{m,i}$ の信頼度 $w_{m,i}$ を以下のように定義する((12)式)。計測精度が良い計測結果ほど、信頼度の値は大きくなる。

$$w_{m,i} = \frac{1}{\|\mathbf{g}_{m,i}\|} \quad (12)$$

3.6 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の計測された場合、その3次元座標が等しくなるようにスケールを合わせる。

3.7 累積誤差の低減

3.3節で推定した位置・姿勢は誤差を含んでいる。したがって、3.6節で計測結果を合成すると誤差が累積するという問題が発生する。このような問題を解決するための手法としてバンドル調整法[9]がある。本手法では、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(13), (14)式で表される。

$$\mathbf{r}'_{1,m,i} = \mathbf{R}_{m-1}(\mathbf{p}_i - \mathbf{c}_{m-1}) \quad (13)$$

$$\mathbf{r}'_{2,m,i} = \mathbf{R}_m(\mathbf{p}_i - \mathbf{c}_m) \quad (14)$$

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 $\mathbf{r}'_{1,m,i}$, $\mathbf{r}'_{2,m,i}$ と光線ベクトル $\mathbf{r}_{1,m,i}$, $\mathbf{r}_{2,m,i}$ との二乗誤差 ε_m は以下のように表せる。

$$\varepsilon_m = \sum_i w_{m,i} \left(\|\mathbf{r}_{1,m,i} - \mathbf{r}'_{1,m,i}\|^2 + \|\mathbf{r}_{2,m,i} - \mathbf{r}'_{2,m,i}\|^2 \right) \quad (15)$$

各観測点間 m で(15)式を最小化するカメラの位置姿勢を推定し、再度計測を行い $\mathbf{p}_{m,i}$ を更新する。これをすべての観測点間で繰り返し行うことで、累積誤差を低減する。

3.8 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。そこで本手法では、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[10]を適用する。最終的に得られた三角網に、取得した画像のテクスチャを貼り付ける。以上の処理でテクスチャ情報を持った3次元環境モデルが生成できる。

4. 実験

マニピュレータを用いて本論文で提案する特徴点フローモデル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。正方形の各辺が基線長となるように計測を行う画像を指定し、それぞれの辺で計4回計測を行った。正方形の辺の長さは350mmとし

た. なお, カメラの最終位置は初期位置と同じである.

ここで比較する従来手法は文献[5]で提案されている 8 点アルゴリズムに基づく手法である. ただし, 取得した対応点に含まれるアウトライア (特徴点の追跡を誤ることなどより画像間で誤対応を起こしている点) は除去していない. カメラの位置姿勢推定の結果を以下に示す (図 7). 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.

文献[5]の手法による推定結果 (図 7(a)) ではカメラの初期位置 A と終点 E が大きく離れている. それに対し, 特徴点フローモデルによる推定結果 (図 7(b)) ではカメラの初期位置 A と終点 E の誤差が小さい (表 1(a)). ただし, 本手法では計測のスケール情報が不明なので, AB 間の距離を 350 mm としたスケールで算出している. また, カメラの移動方向の精度も向上している (表 1(b)~(d)). 特徴点フローモデルによる推定結果と比べ, 従来手法による推定結果の誤差が大きいのは, 対応点に含まれるアウトライアの影響を受けたためと考えられる. このことから, 特徴点フローモデルはアウトライアに対してロバストであるといえる.

屋内環境 (図 8(a): L 字廊下) でそれぞれ計測および環境モデル生成を行った. 全方位カメラを搭載した移動ロボットを約 100 mm/s の速度で走行させながら撮影を行った. 画像取得は 5 fps で行った. 計測に用いた入力画像は画像サイズ 1920×1080 pixels の全方位画像である (図 8(b)). 特徴追跡は取得した全画像に対して行い, 計測は 30 フレーム間隔 (基線長は約 600 mm) とした.

計測結果を図 9 に示す. 赤い点は計測点で, 青い点はロボットが計測を行った観測点である. L 字廊下の形状が計測できている. 計測結果から三角網を構築し, テクスチャを貼り付けた 3 次元環境モデルが図 10 である. 廊下の様子 (図 8(a)) が再現できていることが分かる.

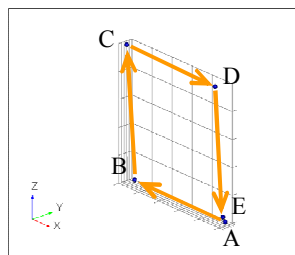
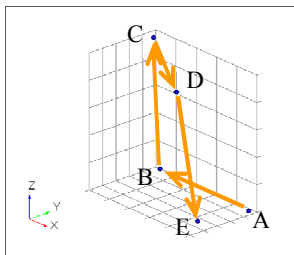
5. 結論

本論文では, 全方位カメラの視野の広さを効果的に利用することでより精度良くカメラ間の位置姿勢を推定する手法である特徴点フローモデルを提案した. 実験結果より本手法の有効性が示された.

今後の課題としては, 対応点に含まれるアウトライアの除去手法を取り入れることや, 特徴点フローモデルによる位置姿勢推定を複数観測点間に拡張することなどが挙げられる.

Table 1 Results of Camera Motion Estimation

	Previous Method	Feature Flow Model
(a) A-E Distance	148 [mm]	12.4 [mm]
(b) Average	90.7 [deg]	90.0 [deg]
(c) Standard Variance	1.80 [deg]	0.43 [deg]
(d) Maximum Error	3.2 [deg]	0.5 [deg]



(a) Eight-Point Algorithm

(b) Feature Flow Model

Fig. 7 Results of Camera Motion Estimation



(a) Actual Image

(b) Input Image

Fig. 8 Experimental Environment

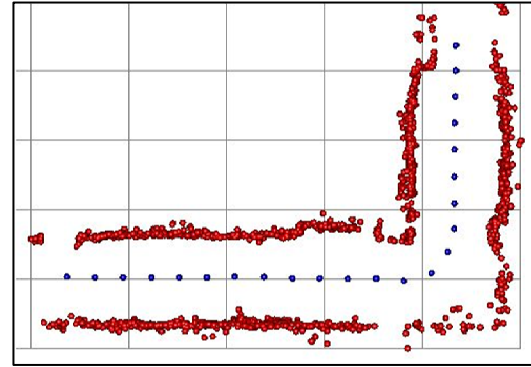


Fig. 9 Measurement Result



Fig. 10 3D Environment Model

文 献

- [1] A. J. Davison: "Real-Time Simultaneous Localization and Mapping with a Single Camera", Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Vol. 2, pp. 1403-1410, 2003.
- [2] T. Nishimoto, J. Yamaguchi: "Three Dimensional Measurement using Fisheye Stereo Vision", Proceedings of SICE (the Society of Instrument and Control Engineers) Annual Conference 2007, 3A05-1, pp. 2008-2012, 2007.
- [3] 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.
- [4] J. Gluckman and S. K. Nayar: "Ego-motion and Omnidirectional Cameras", Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, pp. 999-1005, 1998.
- [5] 山下 淳, 原田 知明, 金子 透: "全方位カメラ搭載移動ロボットによる Structure from Motion を用いた 3 次元環境モデリング", 日本機械学会論文集 (C 編), Vol. 73, No. 726, pp. 512-519, 2007.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] J. Y. Bouguet: "Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Tracker Description of the Algorithm", Intel Corporation, 2000.
- [9] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley and A. Fitzgibbon: "Bundle Adjustment -A Modern Synthesis", Vision Algorithms: Theory & Practice, Springer-Verlag LNCS 1883, 2000.
- [10] 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.