

Structure from Motion を用いた 全方位カメラ搭載移動ロボットによる環境センシング

○原田 知明 山下 淳 金子 透
静岡大学工学部機械工学科

Environment Sensing Using Structure from Motion with an Omni-Directional Camera on a Mobile Robot

○Tomoaki Harada, Atsushi Yamashita, and Toru Kaneko
Department of Mechanical Engineering, Shizuoka University

Abstract: Measurement of a surrounding environment is important for mobile robots to move autonomously. In this paper, we propose a new method for environment measurement using an omni-directional camera on a mobile robot. Our method is based on a structure from motion method under the assumption that the environment is static. The method measures surrounding environment at the same time as estimating the robot's motion. We show the validity of our method through experiments.

Key Words: Structure from Motion, Weakly-Calibrated Stereo, Omni-Directional Camera, 3D-Mapping, Camera Position and Posture Estimation

1. 序論

移動ロボットにおける目的地への経路生成及び走行時の自己位置同定には地図情報を用いることが考えられる。しかしロボットが未知環境で自律的に行動する場合は地図をロボット自身が作成する必要がある。

地図生成には、カメラにより得られた画像を用いて視野内の物体の3次元計測を行うアプローチがある。これには一般的なカメラでの計測[1][2]では視野が狭いため、広範囲な視野を有する全方位カメラ[3]が有効である。これを用いた計測手法として、2台の全方位カメラによりステレオ計測を行う手法[4]がある。ステレオ計測は基線長が長いほど精度が良いが、この手法ではカメラをロボット上に設置しているため基線長をある程度以上長くすることは困難である。このため精度の良い計測はロボット付近に限られる。

基線長を自由に変化できる手法としてモーションステレオがある。これは1台のカメラを搭載したロボットを移動させることにより移動前後の画像からステレオ計測を行う手法である。基線長がロボットの移動距離となるため、移動距離を調節することにより計測対象が遠距離に存在する場合にも対応できる。この計測にはカメラ間、すなわちロボット間の移動前後の相対的な位置・姿勢情報が必要である。位置・姿勢をロボットのデッドレコニングから取得することが考えられるが、デッドレコニングは誤差が蓄積することが知られており精度の良い計測は望めない。また、GPSを用いて位置・姿勢を推定する方法[5]があるが、屋内の計測には向かない。

これに対する手法として、画像情報のみからロボットの移動前後の相対的な位置・姿勢を推定することが有効である。この手法は SFM (Structure from Motion) と呼ばれ、カメラ以外のセンサ情報を必要とせずにロボットの周囲環境の計測が可能である[2][6]。

以上、移動ロボットが周囲環境のセンシングを行う際には、視野の広い全方位カメラを用い、誤差の蓄積しない SFM により画像情報から位置・姿勢を推定し環境計測を行うことが有効である[7]。そこで本研究では、1台の全方位カメラをロボットに設置し、ロボットの移動前後の2画像間で対応する特徴点の画像座標の関係からロボットの相対的な位置・姿勢を推定し、周囲環境の計測を行う手法を提案する。そして得られたカメラ間の位置・姿勢情報を用いて複数の計測結果を組み合わせることで広範囲な環境計測データを取得する手法を構築する。また、全方位カメラでのステレオ計測において基線方向および遠距離の対象物の計測精度が低いという問題に対して、各対象物の精度を推定し高精度の対象のみを計測する。

2. 提案手法の概要

1台のカメラを搭載したロボットを用い、ロボットの移動によって得られた撮影位置の異なる2画像に対してステレオ計測を行う。これには移動前後のカメラ間の相対的な位置関係を必要とする。すなわちカメラ間の回転行列 \mathbf{R} と並進移動ベクトル \mathbf{t} を得なければならない。この \mathbf{R} と \mathbf{t} は画像間の対応点を用いて weakly calibrated stereo の原理[2][6]により求められる。

提案手法では、まず対応点を取得する。具体的には、ロボットの移動中に動画を撮影し、最初の画像中で輝度値に特徴が有り対応の取りやすい点群を特徴点として抽出し以後のフレームで追跡を行う。これにより画像間の対応点を取得できる。そしてカメラ間の相対的な位置・姿勢である \mathbf{R} , \mathbf{t} を推定する。そして推定された \mathbf{R} , \mathbf{t} を用いて特徴点の3次元計測を行う。ただし環境は全て静止しているものとする。また、カメラの内部パラメータは事前に取得しておき計測中に変化しないものとする。

そして、複数回の計測結果を合成する。合成方法の概念図をFig.1に示す。まず観測点1と2の画像を用いて、観測点1から2へのロボットの回転行列 \mathbf{R}_1 と並進移動ベクトル \mathbf{t}_1 を推定し画像中の対応点の3次元座標 $\mathbf{p}_{1,i}$ を計測する。ただし i は対応点の番号とする。次に観測点2と3の画像用いて \mathbf{R}_2 と \mathbf{t}_2 を推定し $\mathbf{p}_{2,i}$ を計測する。これにより得られた \mathbf{R}_1 , \mathbf{R}_2 , \mathbf{t}_1 , \mathbf{t}_2 から観測点1, 2, 3の相対的な位置関係が決定する。ただし、この計測は画像の対応点情報のみを用いているため観測点間の距離は決定できず、計測結果は $\|\mathbf{t}_i\|$ に対して相対的なものとなる。このため観測点1, 2間の距離と観測点2, 3間の距離が異なる場合、 $\|\mathbf{t}_1\|$ と $\|\mathbf{t}_2\|$ を観測点間の距離の関係になるようにスケールをあわせる必要がある。スケール合わせでは、それぞれの計測で共通して使用した対応点の3次元座標 $\mathbf{p}_{1,i}$, $\mathbf{p}_{2,i}$ が一致するように $\|\mathbf{t}_i\|$ を求める。これにより計測間のスケールを合わせることができ、計測結果の合成が可能となる。

上記の計測と合成を繰り返すことにより広範囲な計測結果が得られる。

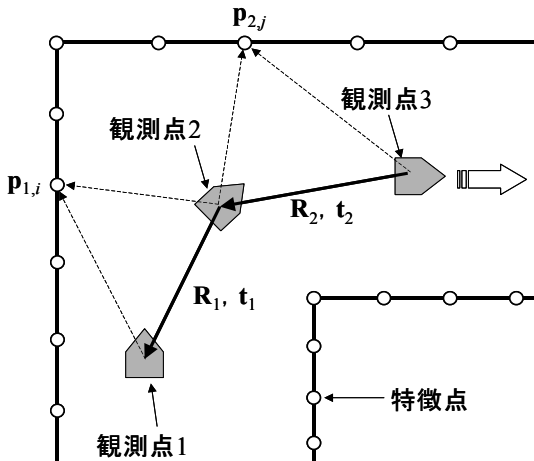


Fig.1 概念図

3. 環境センシング手法

3.1 特徴点の取得

取得した動画から画像間で対応している点を取得するため、画像中の角や点など輝度値に

特徴がある点を特徴点として抽出し、それを動画画像中で追跡する。本手法では KLT (Kanade-Lucas-Tomasi) Tracker[8]を用いる。

まず初期画像において特徴点を指定した g 個抽出し、その後の動画像に対して特徴点を追跡する。対応が取れないことにより追跡できなかったものは逐次消去し、残った特徴点を対応点とする。次回の計測での初期画像には特徴点数が g 個となるように前回の計測で残った特徴点に加えて新しく特徴点を抽出する。

3.2 特徴点方向の算出

KLT Trackerにより得られた特徴点の3次元空間上の点からカメラに対して入射する光線の逆方向を光線ベクトル $\mathbf{r}=[x,y,z]^T$ とする。ただし、 T はベクトルまたは行列の転置を表す。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配置したもの[9]であり、この光線ベクトル \mathbf{r} は、全方位カメラの双曲面の焦点から特徴点の光線が双曲面上で反射する点へのベクトルで表せる (Fig.2)。

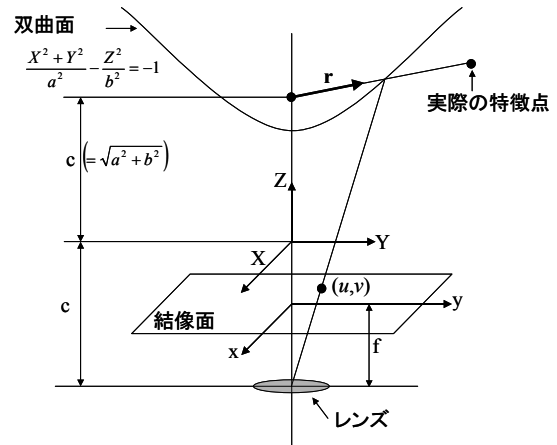


Fig.2 反射点の算出

特徴点の画像座標 $[u,v]^T$ から(1)(2)式により \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。

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

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

そして、後の演算で特徴点ごとの偏差を生じさせないように $\|\mathbf{r}\|$ の大きさを正規化する。ここでは \mathbf{r} を単位ベクトルに変換し、 $\|\mathbf{r}\|$ の大きさを揃える。

3.3 基本行列 E の算出

計測に用いる2つの画像における対応点の光

線ベクトル $\mathbf{r}_i = [x_i, y_i, z_i]^T$, $\mathbf{r}'_i = [x'_i, y'_i, z'_i]^T$ を用いて幾何関係によりカメラ間の位置・姿勢の情報からなる行列を求める[2][6]. この行列は基本行列 \mathbf{E} と呼ばれ, (3)式で表される.

$$\mathbf{r}'_i{}^T \mathbf{E} \mathbf{r}_i = 0 \quad (3)$$

(3)式を変形すると(4)式が得られる.

$$\mathbf{u}_i{}^T \mathbf{e} = 0 \quad (4)$$

ただし,

$$\mathbf{u}_i = [x_i x'_i, y_i x'_i, z_i x'_i, x_i y'_i, y_i y'_i, z_i y'_i, x_i z'_i, y_i z'_i, z_i z'_i]^T$$

$$\mathbf{e} = [e_{11}, e_{12}, e_{13}, e_{21}, e_{22}, e_{23}, e_{31}, e_{32}, e_{33}]^T$$

(e_{ab} は \mathbf{E} の a 行 b 列成分)

基本行列 \mathbf{E} は 8 点以上の対応する光線ベクトル対に対する連立方程式を解くことにより求められる. すなわち(5)式を解くことになる. ただし, n は特徴点の数とする.

$$\min_{\mathbf{E}} \sum_{i=1}^n (\mathbf{r}'_i{}^T \mathbf{E} \mathbf{r}_i)^2 \quad (5)$$

これを变形すると,

$$\min_{\mathbf{E}} \|\mathbf{U} \mathbf{e}\|^2 \quad (6)$$

ただし, $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_n]^T$ である.

\mathbf{e} は $\mathbf{U}^T \mathbf{U}$ の最小固有値に対応する固有ベクトルとして与えられ, 基本行列 \mathbf{E} が求まる.

3.4 外れ値除去

特徴点追跡は全てが正しく対応しているとは限らない. そこで, 誤った追跡を行ったものを外れ値として除去する. これには RANSAC[10] を用いる.

具体的には, まず基本行列 \mathbf{E} が決定する最小の対応点数である 8 個の特徴点をランダムで抽出し \mathbf{E}_{rand} を求める. そして全特徴点の光線ベクトル \mathbf{r}_i , \mathbf{r}'_i に対して(7)式を満たす特徴点の数を k とする.

$$|\mathbf{r}'_i{}^T \mathbf{E}_{\text{rand}} \mathbf{r}_i| < q \quad (7)$$

ただし q は閾値である. この \mathbf{E}_{rand} , k を求める処理を繰り返す.

k が最大になり以後の繰り返し回数が予め設定した数 w に達したとき, k が最大となったときの(7)式を満たさない特徴点を外れ値とする. その後, 外れ値を除いた特徴点を用いて(6)式より基本行列 \mathbf{E} を算出する.

3.5 位置・姿勢推定

基本行列 \mathbf{E} は回転行列 \mathbf{R} と並進移動ベクトル $\mathbf{t} = [t_x, t_y, t_z]^T$ により(8)式で表される.

$$\mathbf{E} = \mathbf{R} \mathbf{T} \quad (8)$$

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 0 & -t_z & t_y \\ t_z & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix}$$

ただし, 本手法では画像のみを入力としスケール情報を得ずに計測を行うためカメラ間の距離 $\|\mathbf{t}\|$ が決定できない. そこでカメラ間の距離を 1 とし計測を行うこととし, このために $\|\mathbf{t}\|=1$ なるように $\|\mathbf{E}\|$ を変える. $\|\mathbf{t}\|=1$ より \mathbf{T} のフロベニウスノルムは $\|\mathbf{T}\| = \sqrt{2}$ となり, (8)式で \mathbf{T} に回転行列 \mathbf{R} を掛けてもノルムは変化しないため $\|\mathbf{E}\| = \sqrt{2}$ とする ((9)式).

$$\mathbf{E}' = \frac{\sqrt{2}}{\|\mathbf{E}\|} \mathbf{E} \quad (9)$$

\mathbf{E}' を \mathbf{R} と \mathbf{T} に分解するために(10)式のように特異値分解を行う.

$$\mathbf{E}' = \mathbf{U} \Sigma \mathbf{V} \quad (10)$$

ただし, $\Sigma = \text{diag}(r, s, 0)$

r, s は \mathbf{E}' の特異値であるが, 共に 1 付近の値となる. \mathbf{R} を回転行列とするため $r=s=1$ とする. これを(11)式のように変形させることにより(12)式のように \mathbf{R}, \mathbf{T} を求める.

$$\mathbf{E}' = \mathbf{U} \mathbf{Y} \mathbf{V}^T \mathbf{V} \mathbf{Z} \mathbf{V}^T \quad (11)$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{U} \mathbf{Y} \mathbf{V}^T, \quad \mathbf{T} = \mathbf{V} \mathbf{Z} \mathbf{V}^T \quad (12)$$

ただし,

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} 0 & \pm 1 & 0 \\ \mp 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \det \mathbf{U} \mathbf{V}^T \end{bmatrix}, \quad \mathbf{Z} = \begin{bmatrix} 0 & \pm 1 & 0 \\ \mp 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

そして \mathbf{T} の成分から \mathbf{t} を作成する. \mathbf{R} と \mathbf{t} の解は複数存在するが, 特徴点の計測結果が光線ベクトルの向きと一致するものを正しい解とする.

上記ではロボットの 3 次元移動を許容して位置・姿勢推定を行うが, ロボットが平面移動を行う場合は 2 次元移動に限定する必要がある. 2 次元移動に限定する場合, 前提としてロボットは床面に対して傾かず, カメラの光軸は床面に対して垂直に設置するものとする. このとき回転行列 \mathbf{R} と並進移動ベクトル \mathbf{t} は(13)(14)式で表され, 基本行列 \mathbf{E} は(8)式より(15)式で表される.

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{T} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & t_y \\ 0 & 0 & -t_x \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -t_x \sin \theta + t_y \cos \theta \\ 0 & 0 & -t_x \cos \theta - t_y \sin \theta \\ -t_y & t_x & 0 \end{bmatrix} \quad (15)$$

\mathbf{E} の可変成分は4つであり、(4)式の \mathbf{u}_i と \mathbf{e} を

$$\mathbf{u}_i = [z_i x'_i, z_i y'_i, x_i z'_i, y_i z'_i]^T$$

$$\mathbf{e} = [e_{13}, e_{23}, e_{31}, e_{32}]^T$$

として解くことでロボットの移動前後の位置・姿勢を推定することができる。

3.6 特徴点の計測

$\mathbf{R}_m, \mathbf{t}_m$ を m 回目の計測における2画像から推定された回転行列と並進移動ベクトルとすると、 $\mathbf{R}_m, \mathbf{t}_m$ の位置関係にカメラが存在するとして三角測量の原理を用いて特徴点の計測を行う。すなわち2つのカメラからの光線ベクトルが交わる点を計測結果とする。実際には画像ノイズ等の影響により光線ベクトルはねじれの関係にあることが多いので、光線ベクトル間の距離が最短となる時の中点を計測結果とする。特徴点 i の計測結果 $\mathbf{p}_{m,i}$ は(16)式で表される。

$$\mathbf{p}_{m,i} = \frac{1}{2} \left\{ \frac{A_{m,i} \mathbf{r}_{m,i} + B_{m,i} \mathbf{R}_m^T \mathbf{r}'_{m,i}}{\left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{r}_{m,i} \right) \left(\mathbf{r}'_{m,i}^T \mathbf{r}'_{m,i} \right) - \left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{R}_m^T \mathbf{r}'_{m,i} \right)^2} + \mathbf{t}_m \right\} \quad (16)$$

ただし、

$$A_{m,i} = \left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{t}_m \right) \left(\mathbf{r}'_{m,i}^T \mathbf{r}'_{m,i} \right) - \left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{R}_m^T \mathbf{r}'_{m,i} \right) \left(\mathbf{r}'_{m,i}^T \mathbf{R}_m^T \mathbf{t}_m \right)$$

$$B_{m,i} = \left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{t}_m \right) \left(\mathbf{r}'_{m,i}^T \mathbf{R}_m^T \mathbf{r}_{m,i} \right) - \left(\mathbf{r}_{m,i}^T \mathbf{r}_{m,i} \right) \left(\mathbf{r}'_{m,i}^T \mathbf{R}_m^T \mathbf{t}_m \right)$$

3.7 計測結果の限定

計測精度は一般にカメラの移動方向の延長線付近ほど悪く、カメラから遠いものほど悪い。このため計測結果は精度の良いものと悪いものが存在することになる。こ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(17)式で誤差を評価するベクトル \mathbf{g} を求める。そしてベクトル \mathbf{g} のノルムが(18)式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。

$$\mathbf{g} = \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u_{m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v_{m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u'_{m,i}} \right| + \left| \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v'_{m,i}} \right| \quad (17)$$

$$\|\mathbf{g}\| < h \quad (18)$$

3.8 計測結果の合成

上記により動画像中の2画像における計測結果が得られ、それと同時にカメラ間の位置関係も得られる。そこで次の計測には前回の計測で使用した最終画像を初期画像として以後の数フ

レームを用いて同様な計測を行う。これにより、得られたカメラ間の位置関係を用いて計測結果を合成できる。

しかし個々の計測結果はカメラ間の距離を1としており、実際の観測点間の距離が異なる計測結果をそのまま合成するとFig.3の点線で示す今回の計測結果が実線で示す前回の計測結果と一致しない。そこで、2つの計測で共通して用いた画像の観測点 \mathbf{c} を中心として、同じ特徴点における前回の計測結果 $\mathbf{P}_{m,i} = [x_{m,i}, y_{m,i}, z_{m,i}]^T$ と今回の計測結果 $\mathbf{P}_{m+1,i} = [x_{m+1,i}, y_{m+1,i}, z_{m+1,i}]^T$ が一致するようにスケールを合わせる。

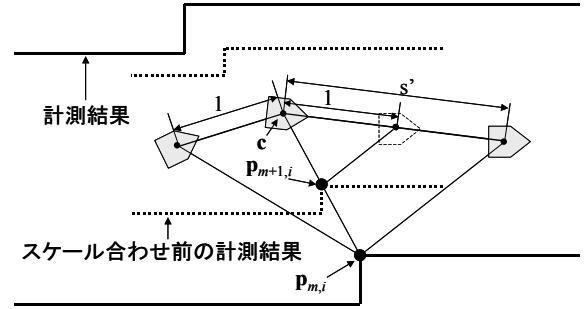


Fig.3 スケール合わせ

ここで、 $\mathbf{P}_{m,i}$ と $\mathbf{P}_{m+1,i}$ の座標間の距離を最小にするようなスケールにすると \mathbf{c} から遠い計測結果の影響を大きく受けるため、計測結果の各成分に対数をとったものの二乗距離が最小となるようにスケールを合わせる。すなわちスケール s' は(19)式から求まる。

$$\min_{s'} \sum_{i=1}^n \left\| \log(\mathbf{p}_{m,i} - \mathbf{c}) - \log(s' \mathbf{p}_{m+1,i} - \mathbf{c}) \right\|^2 \quad (19)$$

4. 実験

4.1 実験環境

実験装置は Mobile Robots Inc 製 pioneer3 に、Sony 製ハイビジョンカメラ HDR-HC1 と末陰産業製双曲面ミラー SOIOS70-scope を組み合わせた全方位カメラを装着したものをを使用した (Fig.4)。入力画像のサイズは 1920×1080pixels である。

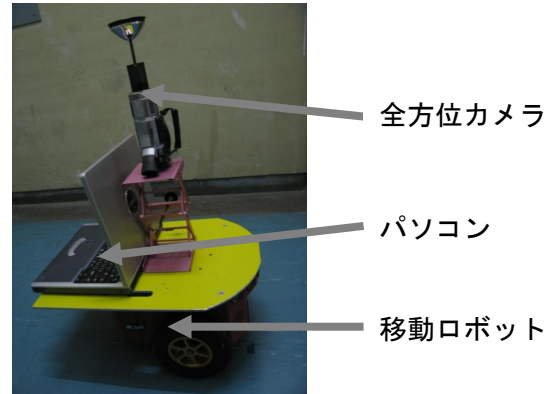


Fig.4 全方位カメラ搭載移動ロボット

4.2 実験結果

L字に曲がった廊下において、カメラを人間が持ち3次元で移動させた実験と、カメラをロボットに設置することにより2次元で移動させた実験を行った。

2次元移動の実験ではロボットを約40cm/sの速度で移動させ、移動中に全方位カメラで撮影した15fpsの動画像を計測処理の入力とした。個々の計測の観測点は20frameごとに設定した。これにより基線長は約53cmとなる。

Fig.5は使用した全方位画像に抽出された特徴点を表示したものであり、撮影時の移動は矢印方向である。◇はRANSACにより除去された点、△は精度が悪いと判定された点、○は結果の合成に使用し計測結果を表示した点を示す。初期画像における特徴点の抽出数は $g = 200$ 個とした。また、RANSACの閾値は $q=0.01$ とし、繰り返し回数を $w=5000$ とした。計測精度の良い点を判別する閾値としては、 $h=0.3$ を用いた。更に、○以外で示した特徴点を計測終了後に除去して次の計測には画像全体から再抽出した。

処理時間は2.53GHzのCPUで、特徴点の追跡が1枚の画像ごとに約2.0sであり、対応点が得られてからの計測時間は約0.6sであった。

Fig.6, Fig.7はカメラを3次元移動させた実験において同じ入力画像を用いた計測結果を上から見た図である。また、Fig.8, Fig.9はカメラを2次元移動させた実験における計測結果である。Fig.6, Fig.8は3.4節の外れ値の除去及び3.7節の精度の悪い結果の除去を行わずに計測した結果を示し、Fig.7, Fig.9は全ての処理を行って計測した結果を示す。座標系は最後のカメラ座標とし、各軸の数値は最後の計測におけるカメラ間の距離を1とするスケールで表した。黒色の点は特徴点の計測結果を示し、それらの中央に点在する灰色の点は計測に用いたカメラの位置の推定値であり、進行方向は矢印で示す。

また、Fig.9の結果を鳥瞰図で表したものをFig.10に示す。

Fig.6, Fig.8では計測結果のばらつきが大きく、これにより正確なスケール合わせが行えず最初と最後に廊下の幅が大きく異なっている。それに対してFig.7, Fig.9では計測結果が廊下の形状を表現できていると考えられる。また、比較的長距離の計測を行っても誤差が蓄積していないことが分かる。

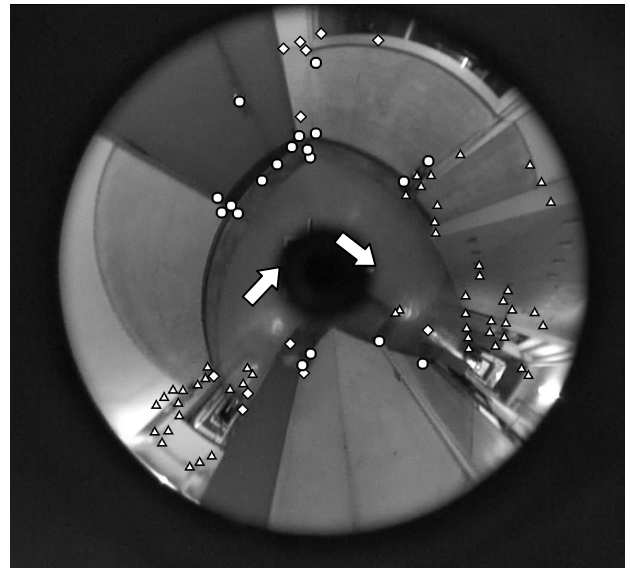


Fig.5 使用した全方位画像（点：特徴点）

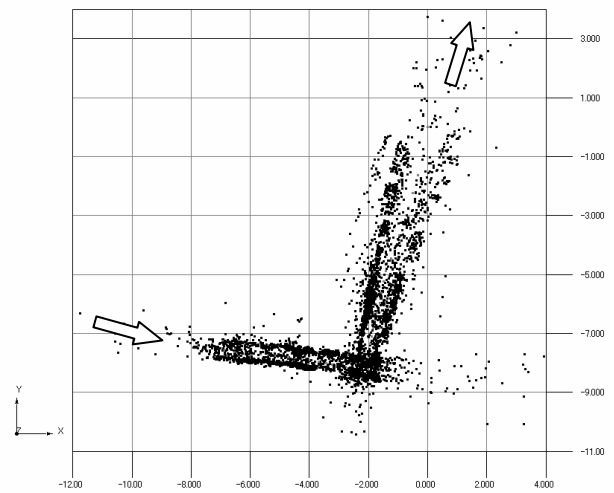


Fig.6 外れ値除去無しの結果（3次元移動）

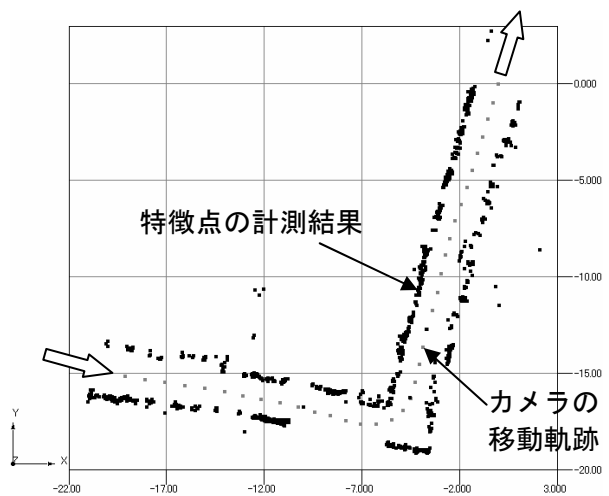


Fig.7 全処理の結果（3次元移動）

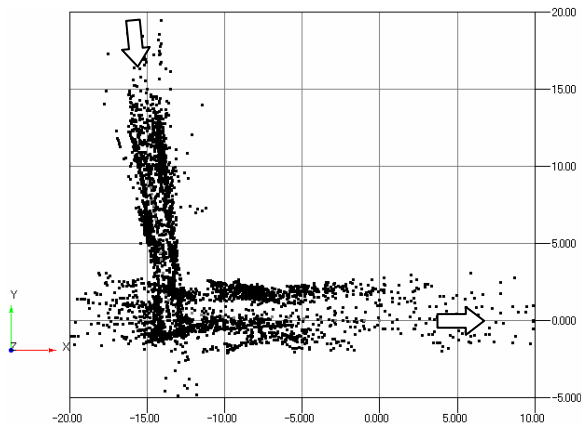


Fig.8 外れ値除去無しの結果 (2次元移動)

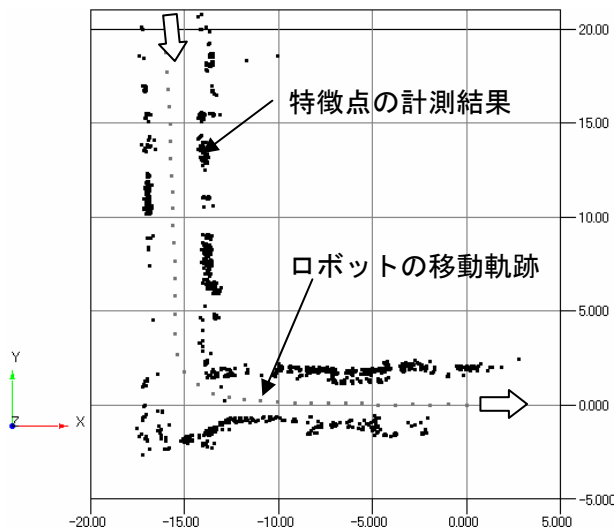


Fig.9 全処理の結果 (2次元移動)

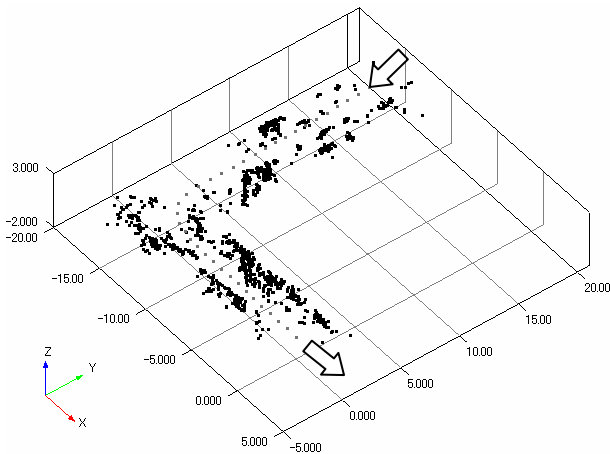


Fig.10 計測結果 (鳥瞰図)

5. 結論

双曲面ミラーによる全方位カメラの移動中の動画をj用いてSFMにより周囲環境を計測し、複数の結果を合成して広範囲な計測結果を得る手法を提案した。この手法の利点として、カメラの画像のみを入力情報としていることによりシステム構成が単純であり、また多少の上下動

や姿勢変動のあるカメラの移動にも対応できる。実験では多数の計測結果の合成に対して誤差の累積が小さいという結果が得られ、本手法の有効性が示された。

謝辞

本研究の一部は、財団法人カシオ科学振興財団の援助を受けた。

参考文献

- [1] 山崎公俊, 友納正裕, 坪内孝司, 油田信一: “移動ロボット搭載のカメラを用いた物体の三次元形状モデリング”, 日本ロボット学会誌, Vol.23, No.7, pp.868-877, 2005.
- [2] R. Hartley, R. Gupta and T. Chang: “Stereo from Uncalibrated Cameras”, Proceedings of the 1992 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp761-764, 1992.
- [3] 八木康史, 横矢直和, “全方位ビジョン: センサ開発と応用の最新動向”, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.42, No.SIG13 (CVIM3), pp.1-18, 2001.
- [4] 池田 俊, 三浦 純, 白井良明: “全方位ステレオを備えた移動ロボットによる3次元環境モデリング”, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会'05 講演論文集, 1A1-S-039, pp.1-4, 2005.
- [5] J. Meguro, J. Takiguchi, Y. Amano and T. Hashizume: “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.
- [6] 除 剛: “写真から作る3次元CG”, 近代科学社, 2001.
- [7] 大江統子, 佐藤智和, 横矢直和: “画像特徴点によるランドマークデータベースに基づくカメラ位置・姿勢推定”, 画像の認識・理解シンポジウム2005 論文集, pp.800-807, 2005.
- [8] J. Shi and C. Tomasi: “Good Features to Track”, Proceedings of the 1994 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.593-600, 1994.
- [9] 山澤一誠, 八木康史, 谷内田正彦: “移動ロボットのナビゲーションのための全方位視覚センサ HyperOmni Vision の提案”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J79-D-II, No.5, pp.698-707, 1996.
- [10] M. A. Fischler and R. C. Bolles: “Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography”, Communications of the ACM, Vol. 24, pp.381-395, 1981.