

全方位カメラを用いた

同一特徴点の複数計測結果の統合による環境モデリング Environment Modeling with an Omni-Directional Camera Based on Synthesis of Multiple Measurement Results

川西 亮輔† 山下 淳†‡ 金子 透†

Ryosuke Kawanishi †, Atsushi Yamashita † ‡, Toru Kaneko †

† 静岡大学工学部機械工学科

‡ カリフォルニア工科大学

† Department of Mechanical Engineering, Shizuoka University

‡ Department of Mechanical Engineering, California Institute of Technology

E-mail: tayamas@ipc.shizuoka.ac.jp

Abstract

本論文では全方位カメラを用いた環境モデリングの手法を提案する。2 画像間で対応する特徴点を動画像中で追跡し、カメラの移動前後の画像間における対応点情報からカメラの位置・姿勢情報の推定をする Structure from Motion (SFM) による計測を行う。SFM による計測では位置・姿勢の推定精度が最終的な計測精度に大きく影響する。また精度の良い推定結果が期待できる特徴点を選択する必要がある。そこで本研究では位置・姿勢の効果的な推定手法および推定に最適な特徴点の選択手法を提案し、精度の良い計測を行う。そして同一特徴点を示す複数の計測結果を 1 つに統合することで実環境に即した環境モデルの生成を目的とする。実験結果より提案手法の有効性が確認された。

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。このとき、未知環境下における自律移動ロボットの活動のための地図としては、色情報を含んだ 3 次元の環境モデルが有効である。

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。これには魚眼レンズを用いた視野の広いカメラによる計測[1]や周囲 360 度の視野を持つ全方位カメラによる計測がある。平面を移動するロボットに搭載することを考慮すると、ロボットの前後左右を一度に撮影できる全方位カメラが有効である。

周囲環境の計測にはカメラの移動前後の相対的な位置・姿勢情報を推定する必要がある。そこで、画像情

報のみから対象の計測と位置・姿勢の推定を同時に行うことができる、Structure from Motion (SFM) と呼ばれる手法がある。

我々はすでに 1 台の全方位カメラを用いた SFM による環境モデリングの手法を提案している[2]。この手法は、取得した画像中から物体の角などの特徴的な点(特徴点)を抽出し、ロボットの移動前後の 2 画像間で対応する特徴点(対応点)の画像座標の関係から位置・姿勢を推定する。そして推定した位置・姿勢を用いて周囲の計測を行い、環境モデルを生成する。

SFM による計測では位置・姿勢の推定精度が最終的な計測精度に大きく影響する。そのため位置・姿勢を精度良く推定する必要がある。また、位置・姿勢の推定精度が期待できる特徴点を抽出しなければならない。

また広範囲な環境モデルを生成するために、複数の観測点で得られた計測結果を合成し、重ね合わせる手法が考えられる。しかし、この手法では同一の特徴点を示す複数の計測結果が存在することになるため、計測結果の位置関係に矛盾が生まれ、環境モデルにゆがみが生じる。そこで、同一特徴点を示す複数の計測結果を 1 つに統合する必要がある。

したがって本研究では、位置・姿勢の精度の良い推定手法および推定に適した特徴点選択手法を提案し、精度の良い計測を行う。そして同一特徴点を示す複数の計測結果を統合することで実環境に即した環境モデルを生成することを目的とする。

2 処理の概要

実験装置は移動ロボットに、ビデオカメラに双曲面ミラーを取り付けた全方位カメラを搭載したものを使用する(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像を用いて計測を行う。

本研究の処理手順を図2に示す。まず動画像を取得する。最初の画像中で輝度値に特徴があり、対応の取りやすい点を特徴点として抽出し、以後のフレームで追跡を行う。追跡を行った画像間で対応点が取得できる。追跡された複数の対応点情報を用いて線形推定により外部パラメータを推定し、推定された外部パラメータを用いて対応点の3次元座標を算出する。以上の処理を観測点ごとに繰り返す。その後、非線形推定によって外部パラメータをより精度良く推定する。こうして最終的に得られた外部パラメータを用いて対応点の3次元座標を再度算出する。最後に複数回の計測結果を合成する。

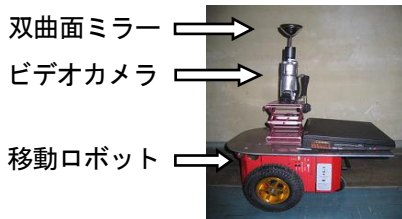


図1 全方位カメラ搭載の移動ロボット

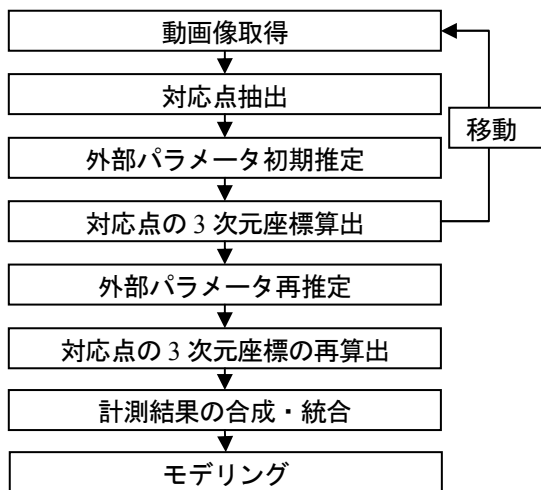


図2 処理手順

3 環境センシング手法

3.1 対応点抽出

取得した画像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(図3中の点)、動画像中で追跡する。本手法では、Lucas Kanade Tracker[3]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[4]を用いる。

特徴を定量的に評価したものを特徴量と呼ぶ。特徴量が大きいほど特徴的な点である。特徴量が大きいほど画像間の追跡が容易で画像間の対応がとりやすい。逆に特徴量が小さい点ほど対応が取りにくく、対応を

誤る可能性がある。そこで特徴量が大きい順に特徴点を抽出する。ここで、抽出する特徴点の総数を抽出数と呼ぶ。

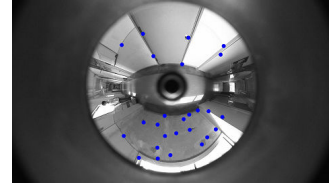


図3 全方位画像からの特徴抽出

3.2 光線ベクトルの算出

カメラから特徴点の3次元空間上の点に向かう光線のベクトルを、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配置したものであり、この光線ベクトル \mathbf{r} は、ミラー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(図4)。

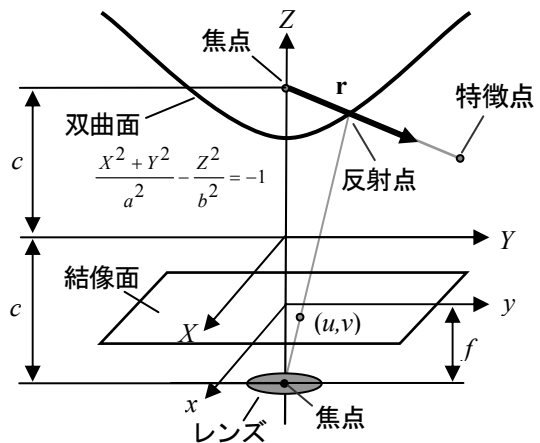


図4 反射点の算出

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。

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

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

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。

この行列は基本行列 \mathbf{E} と呼ばれ、(3)式で表される。(3)式を変形すると(4)式が得られる。

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

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

ただし、

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_i &= [x_i x'_i, y_i y'_i, z_i z'_i, x_i y'_i, y_i z'_i, z_i x'_i, y_i z'_i, z_i x'_i]^T \\ \mathbf{e} &= [e_{11}, e_{12}, e_{13}, e_{21}, e_{22}, e_{23}, e_{31}, e_{32}, e_{33}]^T \\ & (e_{ab} \text{ は } \mathbf{E} \text{ の } a \text{ 行 } b \text{ 列成分}) \end{aligned}$$

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、すなわち(5)式を解いて求める。ここで、 n は特徴点の数とする。

$$\min_{\mathbf{e}} \|\mathbf{Ue}\|^2 \quad (5)$$

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

追跡によって得られた対応点は全てが正しく対応しているとは限らない。対応を誤っている点が計測に含まれると外部パラメータの推定に悪影響を及ぼす。そこで、外部パラメータに悪影響を及ぼす点を外れ値として除去する。これには RANSAC (RANdom SAMple Consensus) [5]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。そして光線ベクトル $\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_i'$ に対して(6)式を満たす特徴点の数を k とする。

$$|\mathbf{r}_i'^T \mathbf{E}_{\text{rand}} \mathbf{r}_i| < q \quad (6)$$

ただし q は閾値である。この $\mathbf{E}_{\text{rand}}, k$ を求める処理をあらかじめ設定した回数繰り返す。そして k が最大となったときの(6)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(5)式より基本行列 \mathbf{E} を算出する。

3.5 抽出数の自動決定

一般に 8 組の特徴点があれば外部パラメータの推定が行えるが、実際は画像の量子化誤差などの影響のため抽出数が少ないと正確な外部パラメータの推定は困難である。また環境の詳細なモデル化のためには抽出数を多くすることが望ましい。しかし前述した通り、抽出数を多くすると特徴量が小さい点を抽出し、外部パラメータ推定に悪影響を及ぼす可能性がある。よって抽出数は、外部パラメータの推定精度が十分に期待できる最大の抽出数とする。

ここで、外部パラメータの推定精度を評価する指標として RANSAC によって外れ値とされた特徴点の数(外れ値数)を用いる。外れ値数が多いほど、個々の特徴点から得られる外部パラメータの推定値にばらつきがあり、推定精度が悪いといえる。したがって、外

部パラメータの推定精度が十分に期待できる最大の外れ値数を求める。この外れ値数となるときの抽出数が上記の条件を満たす抽出数である。

実際に計測を行った際の、抽出数とその抽出数のときの外れ値数の関係のグラフの例を図 5 に示す。抽出数がある値になるまで外れ値数は緩やかな増加傾向にあり、抽出数がある値を越えると外れ値数が急な増加傾向を示す。外れ値数が急な増加傾向を示すまでは抽出数に比べ外れ値数が少ないため外部パラメータの推定値のばらつきは少ない。したがって外れ値数が急な増加傾向を示す直前の外れ値数が条件を満たす外れ値数である。ここで以下の式を定義する。

$$\zeta(k) = \frac{w \sum_{i=k}^{k+w} i \cdot O_i - \sum_{i=k}^{k+w} i \sum_{i=k}^{k+w} O_i}{w \sum_{i=k}^{k+w} i^2 - \left(\sum_{i=k}^{k+w} i \right)^2} \quad (7)$$

$$\zeta(k) < G \quad (8)$$

ζ は外れ値数の増加傾向を表す値で、抽出数とその抽出数のときの外れ値数のグラフの傾きを最小二乗法で求めたものである。ここで O_i は抽出数 i のときの外れ値数、 w は傾きをとる幅、 G は閾値である。 w を適切に設定することで、外れ値数の細かな変化に影響されることなくグラフの増加傾向を求めることができる。各抽出数 k について $\zeta(k)$ を計算し、(8)式を満たす最大の k を、外部パラメータ推定に最適な抽出数とする。

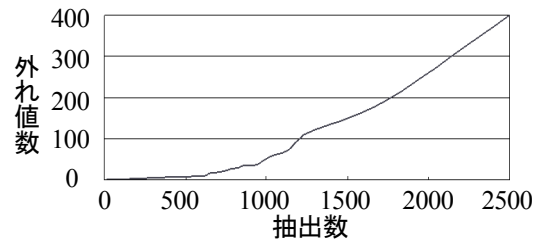


図 5 抽出した特徴点数と外れ値数

3.6 位置・姿勢の初期推定

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(9)式で表される。

$$\mathbf{E} = \mathbf{R} \mathbf{T} \quad (9)$$

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

\mathbf{E} に特異値分解を行い、 \mathbf{R} と \mathbf{T} を求める。

3.7 誤追跡除去

本手法では、画像間に対応する特徴点に向かう光線ベクトルの組がそれぞれ一平面上にあるように外部パラメータが推定される。しかしカメラの移動方向と平

行な直線上では、どのように対応をとっても移動前後の光線ベクトルの組は同じ平面上にある。したがってカメラの移動方向と平行な直線上で追跡を誤っても外部パラメータの推定に悪影響はなく、RANSACにより外れ値にされない。例として図6に示す環境がある。(a)の抽出された点が(b)に示すどの位置に追跡されても外部パラメータ推定に悪影響はないが、対応を誤っているため計測結果の精度は低い。

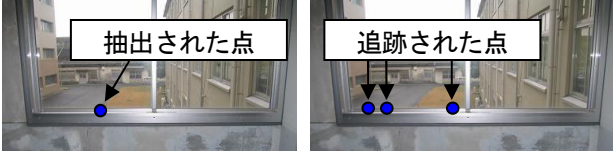


図6 外部パラメータ推定に悪影響のない誤追跡

計測精度の低い誤追跡点は環境モデルの精度を悪化させる。したがって除去する必要がある。しかし、直線上の点すべてを除去すると対応点が少なくなり、精度の良い計測ができない。また直線上にある特徴点は、周囲の輝度値で画像間の対応をとるのは難しい。したがって、カメラの移動方向や画像の輝度値によらない誤追跡除去手法が必要となる。

そこで、特徴点が追跡されときの画像上での動きを考える。特徴点が画像間で誤った追跡をしているとき、その特徴点は正しく追跡されている特徴点と異なった動きを見せる。ここで、特徴点*i*の第*n*フレームでの画像座標を $(x_{i,n}, y_{i,n})^T$ とし、特徴点の速度 $(v_{x,i,n}, v_{y,i,n})^T$ と加速度 $a_{i,n}$ を以下のように定義する。

$$v_{x,i,n} = x_{i,n} - x_{i,n-1} \quad (10)$$

$$v_{y,i,n} = y_{i,n} - y_{i,n-1} \quad (11)$$

$$a_{i,n} = \sqrt{(v_{x,i,n} - v_{x,i,n-1})^2 + (v_{y,i,n} - v_{y,i,n-1})^2} \quad (12)$$

このとき特徴点がカメラに近いほど、あるいは全方位画像において中心から離れているほど、画像上での速度は大きくなる(図7)。

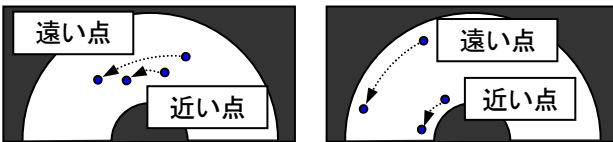


図7 特徴点の速度の違い

速度が大きいと画像上で同じような動きをしても加速度が大きくなる。よって特徴点の空間中の位置による加速度の差をなくすため、加速度をその特徴点の速度で正規化する((13)式)。

$$a'_{i,n} = \frac{\sqrt{(v_{x,i,n} - v_{x,i,n-1})^2 + (v_{y,i,n} - v_{y,i,n-1})^2}}{\sqrt{\left(\frac{v_{x,i,n} + v_{x,i,n-1}}{2}\right)^2 + \left(\frac{v_{y,i,n} + v_{y,i,n-1}}{2}\right)^2}} \quad (13)$$

追跡を誤っている特徴点の動きは正しく追跡されている点と異なるため、加速度が特徴点全体の平均と異なる値をとる。よって、特徴点の加速度が特徴点全体の平均と著しく異なるものを追跡が誤っている点として除去する。

3.8 特徴点の計測

2画像間の対応点情報から推定された回転行列と並進移動ベクトルを用いて、移動前と移動後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(図8)。

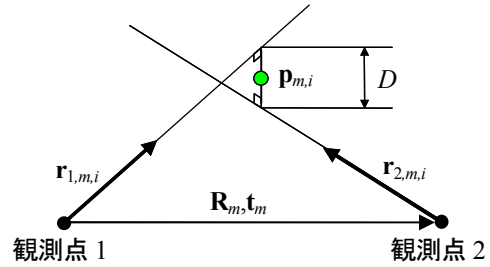


図8 計測結果

3.9 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、あるいは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 $[u_{m,i}, v_{m,i}]^T$ 、 $[u'_{m,i}, v'_{m,i}]^T$ で偏微分したもものから(14)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(15)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。

$$\mathbf{g} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u_{m,i}} \\ \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v_{m,i}} \\ \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial u'_{m,i}} \\ \frac{\partial \mathbf{p}_{m,i}}{\partial v'_{m,i}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \\ g_z \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\|\mathbf{g}\| < h \quad (15)$$

3.10 バンドル調整

3.3節で推定した外部パラメータは特徴点に含まれる誤差を考慮していないため、必ずしも良い推定結果であるとは限らない。そこで各特徴点の計測誤差を考慮して外部パラメータを推定する。3.3節で推定した外部パラメータを初期値とし、特徴点の再投影誤差の二乗和を最小化するバンドル調整法[6]と呼ばれる手法を用いる。再投影誤差和を計算する際に、特徴点ごとに

計測誤差を評価し適切に重みをつけることで、より精度の良い推定をする。

ここで再投影誤差とは、特徴点の3次元座標値を画像上に再投影したときの座標と、元の画像座標との差である。これが小さいほど外部パラメータの推定精度が良い。特徴点の再投影されたときの座標は(16)~(18)式より求められる。

$$\begin{pmatrix} u \\ v \\ -c+f \end{pmatrix} = d' \begin{pmatrix} dx \\ dy \\ dz+2c \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -c \end{pmatrix} \quad (16)$$

$$d = \frac{cz + b\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}}{\left(\frac{b}{a}\right)^2(x^2 + y^2) - z^2} \quad (17)$$

$$d' = \frac{f}{dz + 2c} \quad (18)$$

画像の再投影誤差和を以下のように定義する。

$$E_f = \sum_p r_{fp} |\mathbf{x}_{fp} - \mathbf{x}'_{fp}|^2 \quad (19)$$

ここで、 E_f は第 f フレームでの再投影誤差和、 r_{fp} は第 f フレームの p 番目の特徴点に対する重み係数、 \mathbf{x}_{fp} は特徴点の元の画像座標、 \mathbf{x}'_{fp} は再投影したときの画像座標である。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3.9節の(14)式で表されるベクトル \mathbf{g} のノルムを用い、以下の式で定義する。

$$r_{fp} = \frac{1}{\|\mathbf{g}_{fp}\|} \quad (20)$$

ここで、 \mathbf{g}_{fp} は第 f フレームの p 番目の対応点の誤差ベクトルである。これにより対応点の計測誤差を考慮し、適切に重みをつけることができる。

3.11 計測結果の合成

計測結果の統合には密な計測により多数の計測結果を得ることが有効である。そこで本手法では以下のように計測のフレーム数を変えて、同じ画像列に対して2回通り計測を行う(図9)。これにより従来手法[1]よりも密な計測が可能である。

- ① 1回の計測を行うフレーム数を α とし、次回の計測は前回の計測を行った最初のフレームから β ($\beta \leq \alpha$) フレーム後を初期フレームとする。
- ② 1回の計測を行うフレーム数を $\alpha + \beta$ とし、次回の計測は前回の計測を行った最初のフレームから β フレーム後を初期フレームとする。

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スケールが一致しない(図10)。よって各計

測結果のスケール合わせを行う。

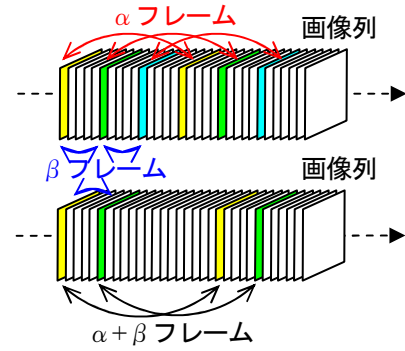


図9 計測を行うフレーム数

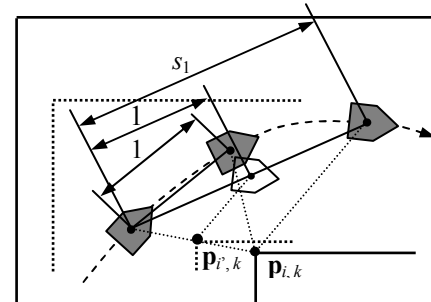


図10 スケールあわせ (s_1)

観測点間 i の回転行列を \mathbf{R}_i 、並進ベクトルを \mathbf{t}_i 、観測点間 $i+1$ では \mathbf{R}_{i+1} 、 \mathbf{t}_{i+1} 、観測点間 i' では $\mathbf{R}_{i'}$ 、 $\mathbf{t}_{i'}$ とする(図11)。まず観測点間 i と観測点間 i' の計測で共通して用いる観測点 \mathbf{c}_i を中心とする。同じ特徴点における観測点間 i の計測結果 $\mathbf{P}_{i,k} = [x_{i,k}, y_{i,k}, z_{i,k}]^T$ と、観測点間 i' の計測結果 $\mathbf{P}_{i',k} = [x_{i',k}, y_{i',k}, z_{i',k}]^T$ を一致させる。

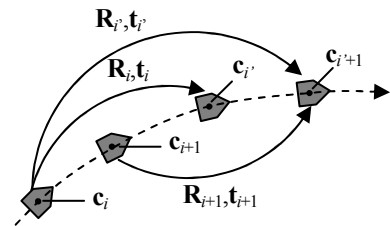


図11 観測点の設定

計測結果の各成分に対数を取り、その二乗距離が最小となるようにスケール s_1 を決定する((21)式)。対数をとることで計測点までの距離が異なる場合にも同じ重みで計算できる。

$$\min \sum_{k=1}^m \left\| \log(\mathbf{p}_{i,k} - \mathbf{c}_i) - \log(s_1 \mathbf{p}_{i',k} - \mathbf{c}_i) \right\|^2 \quad (21)$$

次に観測点間 i' と観測点間 $i+1$ の計測で共通して用いる観測点 \mathbf{c}_{i+1} を中心とする。先ほどと同様にして、観測点間 i' の計測結果 $\mathbf{P}_{i',k} = [x_{i',k}, y_{i',k}, z_{i',k}]^T$ と、観測点間 $i+1$ の計測結果 $\mathbf{P}_{i+1,k} = [x_{i+1,k}, y_{i+1,k}, z_{i+1,k}]^T$ を一致させる。

スケール s_2 は(22)式で求められる。

$$\min \sum_{k=1}^m \left\| \log(s_1 \mathbf{p}_{i,k} - \mathbf{c}_{i+1}) - \log(s_2 \mathbf{p}_{i+1,k} - \mathbf{c}_{i+1}) \right\|^2 \quad (22)$$

この処理を繰り返し行うことで計測結果を合成する。

3.12 計測結果の統合

各観測点間の計測結果を合成すると、同一特徴点を示す複数の計測結果が存在することになる (図 12)。

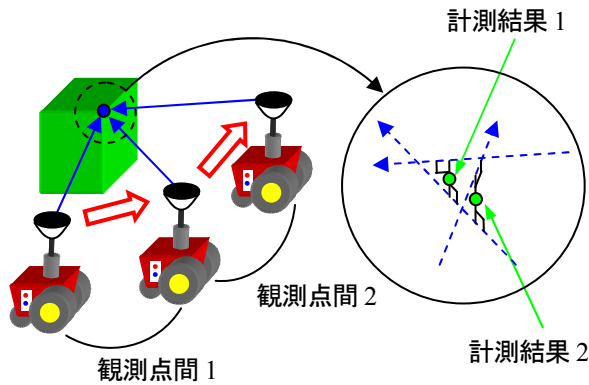


図 12 同一特徴点を示す複数の計測結果

同一特徴点を示す計測結果が複数個存在する場合、モデル表面を構成する計測点のみが用いられる。このため各計測点の位置関係が考慮されておらず、精度の良い環境モデルが生成できない。したがって同一特徴点を示す複数の計測結果を各観測点間における計測で得られた情報を元に統合する。

ここで、3.4 節で算出された特徴点の 3 次元座標値は特徴点の 3 次元位置を正確に表した値ではない。その原因は、画像から得られる情報に含まれる誤差である。その結果として特徴点の計測結果は誤差の広がり (誤差範囲) を持ち、誤差範囲の中に特徴点の正しい 3 次元位置が含まれると考えられる (図 13)。

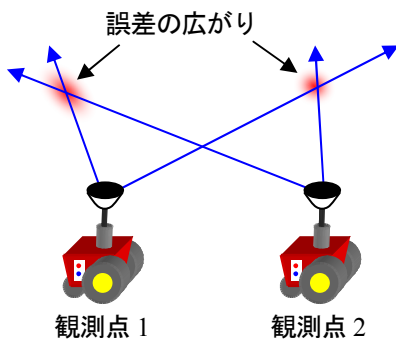


図 13 誤差の広がり

ステレオ計測では、同じ空間中の点を示す計測結果でも特徴点とカメラとの相対的な位置の違いによ

て算出される 3 次元座標値の誤差の方向や大きさは異なる。これを利用し、同じ特徴点を示す複数の計測結果のそれぞれの誤差範囲を考慮し特徴点の 3 次元位置を推定する。

計測結果の誤差範囲を、(14)式で表される誤差評価ベクトル \mathbf{g} を用いて定義する (図 14)。誤差範囲は直方体で表し、 \mathbf{g} の xyz 成分で直方体の辺はそれぞれ以下のように表す。

$$x_{m,j} = 2g_x \quad (23)$$

$$y_{m,i} = 2g_y \quad (24)$$

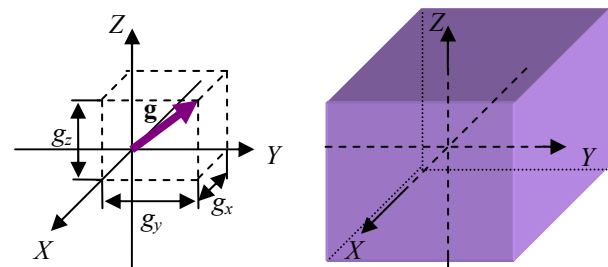
$$z_{m,i} = 2g_z \quad (25)$$

直方体の中心が特徴点の計測結果の座標である。このとき、直方体内のある座標が特徴点の正確な 3 次元位置である可能性は、直方体の中心から離れるにしたがって低くなっていくと考えられる。直方体内の特徴点の存在確率の分布は正規分布によるものとし、以下の式で定義する。

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{|\mathbf{x} - \mathbf{p}_{m,i}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (26)$$

ここで、 $f(\mathbf{x})$ はある計測結果 $\mathbf{p}_{m,i}$ の誤差範囲内の座標 $\mathbf{x}=[x_y, x_y, x_z]$ における特徴点の存在確率である。 σ は誤差範囲の大きさを考慮し計測結果ごとに適切に決定する。

空間を小さな立方体に分割し、誤差範囲内の各立方体の座標における(25)式の値を加算する。同じ特徴点を示す計測結果でこの処理を繰り返し、最終的に加算された値が最大となる立方体、あるいは同じ値となる立方体の座標の平均を特徴点の 3 次元位置とする。



(a) 誤差評価ベクトル

(b) 誤差範囲の定義

図 14 誤差範囲

4 実験

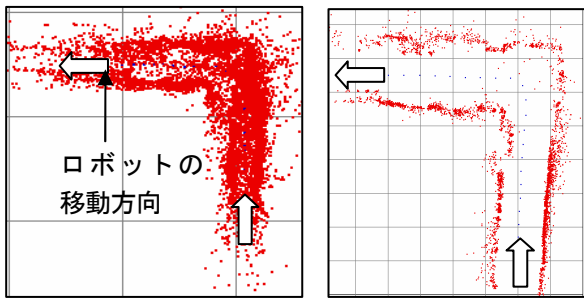
4.1 実験環境

計測は屋内環境 (L 字廊下) で行った。ロボットの移動速度は約 10cm/s で、移動中に全方位カメラで撮影した 5fps の動画をを入力とした。入力画像のサイズは 1920×1080pixels である。

4.2 実験結果

まず、計測精度が悪い点を除去する処理を行わない

で計測をした場合と、従来研究[2]で提案された 3.4 節の外れ値除去と 3.9 節の精度の悪い点の除去処理を行ったときの計測結果を比較する。計測は屋内（L 字廊下）で行い、計測結果は上からの視点で図 15 に示す。矢印はロボットの移動方向、赤い点が計測された点、青い点が観測点である。除去処理を行わない場合、計測精度の低い点が多く、廊下の形状が正確に表されていない（図 15(a)）。これに対し、従来研究[2]で提案された 3.4 節の外れ値除去と 3.9 節の精度の悪い点の除去処理を行った場合、位置・姿勢推定に悪影響のある点と計測精度が悪い点が除去され、計測精度が向上している（図 15(b)）。

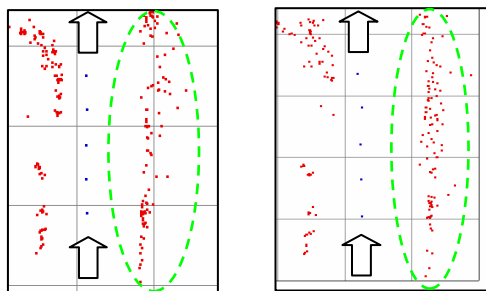


(a) 除去処理前 (b) 除去処理後
図 15 外れ値と精度の悪い点の除去結果

3.5 節の抽出数の自動決定を行った結果を図 16 に示す。計測結果の一部を上から見た図である。抽出数を固定値としたときの計測結果と比べ、抽出数を自動決定したときの計測結果は廊下の壁の形状をより正確に計測できている（図 16(a), (b)の楕円内）。壁の計測結果のばらつきを評価するため、壁の計測点に最小二乗法による直線近似を行い計測点の標準偏差を算出した（表 1）。抽出数の自動決定後はばらつきが小さくなっており、計測精度が向上したことが分かる。

表 1 壁の計測点のばらつき（抽出数の自動決定）

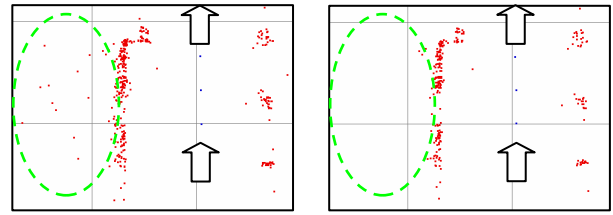
	処理前	処理後
標準偏差	0.533	0.223



(a) 固定値 (b) 自動決定
図 16 抽出数の自動決定の結果

3.7 節の誤追跡除去を行った結果を図 17 に示す。誤

追跡点を除去したことで廊下の壁の外側に計測されていた点が除去された（図 17(a), (b)の楕円内）。



(a) 処理前 (b) 処理後
図 17 誤追跡除去の結果

3.10 節のバンドル調整における再投影誤差和の計算結果を表 2 に示す。処理前に比べて処理後は再投影誤差が小さくなっており、位置・姿勢がより精度良く推定されたことが分かる。

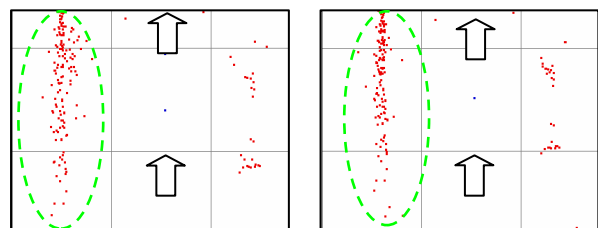
バンドル調整を行ったときの計測結果を図 18 に示す。処理前と比べ処理後は壁の形状を正確に表している（図 18(a), (b)の楕円内）。壁の計測点のばらつきの評価を表 3 に示す。位置・姿勢推定がより適切になったことで、計測結果が改善されたことが分かる。

表 2 再投影誤差和

	再投影誤差和	
	処理前	処理後
観測点間 1	9589	797
観測点間 2	10513	509
観測点間 3	5515	743

表 3 壁の計測点のばらつき（バンドル調整）

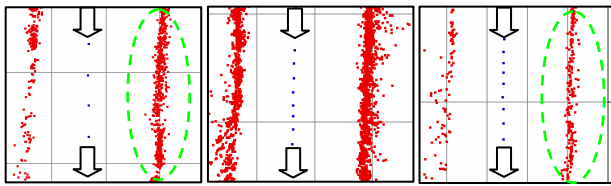
	処理前	処理後
標準偏差	0.157	0.084



(a) 処理前 (b) 処理後
図 18 バンドル調整の結果

3.12 節の同一特徴点を示す複数の計測結果の統合を行った計測結果の一部を上からの視点で図 19 に示す。観測点を密に設定することで、従来手法[2]の観測点設定による計測よりも多くの計測結果を得ることができた（図 19(a), (b)）。しかし、計測精度が悪いと思われる点も多くなっている。得られた複数の計測結果に 3.12 節の計測結果の統合を行った結果と比較する。同一特徴点を示す複数の計測結果を 1 つに統合したこと

で、壁の形状がより正確に表現できている (図 19(c)).



(a) 従来 (b) 統合処理前 (c) 統合処理後

図 19 計測結果の統合の結果

統合後の計測結果と従来の観測点設定での計測結果の壁の計測点のばらつきを比較する (図 19(a), (c)の楕円内). 統合後の計測結果は従来手法による計測結果と比べ壁の計測点のばらつきが小さく、特徴点の 3 次元位置の推定が精度良くできている (表 4).

表 4 計測点の統合後の壁の計測点のばらつき

	従来	統合後
標準偏差	0.105	0.083

モデリングの結果を図 20 に示す. 廊下の壁や扉など、実際の環境を表した環境モデルが生成できている (図 20(a), (b)).



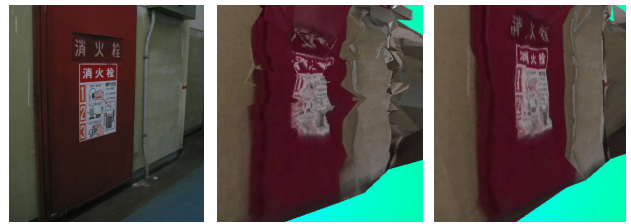
(a) 実際の環境



(b) 本手法

図 20 モデリング結果

生成したモデルを従来手法[2]と比較する. 実際の環境と比べ、従来研究ではモデルに不自然な凹凸があり、見る角度によってはテクスチャのゆがみが大きい (図 21(a), (b)). しかし同一特徴点を示す複数の計測結果を統合することでモデリングの際に特徴点の位置関係が正しく表現できるようになり、不自然な凹凸がなくなっている (図 21(c)).



(a) 実際の環境 (b) 従来手法 (c) 本手法

図 21 モデリング結果 (斜め視点)

5 結論

計測に適した特徴点選択手法および位置・姿勢推定手法を提案した. また、同一特徴点を示す複数の計測結果を統合することで精度の良い環境モデルを生成する手法を提案した. その結果、計測精度および環境モデルの精度が向上し、本手法の有効性が示された.

今後の課題としては、環境中の直線や平面形状を推定することでより実環境に即した環境モデルを生成する手法の構築などが考えられる.

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] J. Y. Bouquet: "Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Tracker Description of the Algorithm", Intel Corporation, 2000.
- [5] 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.
- [6] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley and A. Fitzgibbon: "Bundle Adjustment -A Modern Synthesis", Vision Algorithms: Theory & Practice, Springer-Verlag LNCS 1883, 2000.