

サブピクセル推定を用いた全方位ステレオ視による環境の 3 次元再構成

子安大士[†] 古屋大和[†] 深澤龍一郎[†] 川崎洋[†] 前川仁[†]
小野晋太郎^{††} 池内克史^{††}

[†] 埼玉大学大学院理工学研究科
埼玉県さいたま市桜区下大久保 255
^{††} 東京大学生産技術研究所
東京都目黒区駒場 4-6-1

あらまし 環境の 3 次元再構成はロボティクスにおいて重要な課題の一つである．本論文では，全方位ステレオ視を利用した環境の 3 次元再構成手法について述べる．全方位ステレオ視は一度に全周の距離情報を獲得できる利点があるが，解像度が通常のステレオに比べて低下するため，得られる距離情報の精度が低い．そこで，提案手法では全方位ステレオ視にサブピクセル推定を適用することで，広視野かつ高精度の距離情報を獲得する．また，複数の地点で獲得した距離情報を統合するため，ICP アルゴリズムを適用して観測された 3 次元点をアラインメントする．最後に，カルマンスムージングによるループクローズ処理を施し，精度の高い 3 次元再構成を実現する．提案手法の有効性を確認するため，屋内環境下での実験結果を示す．

キーワード 全方位ステレオ視，サブピクセル推定，3 次元再構成，SLAM，クロージングループ

3D Reconstruction Using Omnidirectional Stereo with Sub-pixel Estimation

Hiroshi KOYASU[†], Yamato FURUYA[†], Ryuichiro FUKASAWA[†], Hiroshi KAWASAKI[†],
Hitoshi MAEKAWA[†], Shintaro ONO^{††}, and Katsushi IKEUCHI^{††}

[†] Graduate School of Science and Engineering, Saitama Univ.
Shimo-Okubo 255, Sakura-ku, Saitama City, Saitama, JAPAN
^{††} Institute of Industrial Science, The Univ. of Tokyo
4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, JAPAN

Abstract 3D reconstruction of working environments is one of the important problems in mobile robotics. For the problem, we present a new method based on an omnidirectional stereo system. Although omnidirectional stereo system has a great advantage to acquire 3D-information of surrounding environment at a time, the resolution of the image is not sufficient for accurate depth information. In our method, the accuracy of each range data by the stereo is improved by a sub-pixel estimation of disparities. Then, ICP is applied for aligning the range data during navigation. Finally, once the robot detects loop closure, the estimated error of the ICP is corrected by Kalman Smoothing. Experimental results of the method are shown for an indoor environment.

Key words Omnidirectional Stereo, Sub-pixel Estimation, 3D Reconstruction, SLAM, Closing Loop

1. はじめに

移動するロボットからの環境の 3 次元再構成はロボティクスにおいて重要な課題の一つであり，多くの研究がなされている [1], [2]．環境の 3 次元再構成には，環境中の 3 次元情報を取得する必要がある．このためには，主に 2 種類のセンサが使用される．

一つはレーザーレンジファインダ (LRF) である．これは高精度の距離計測が可能であるため，多くの研究で利

用されている．しかしながら，通常 LRF は平面上の距離しか計測できない．そのため，3 次元的な情報を取得するためにはセンサを振るか複数のセンサを装備する必要がある．前者は計測時間が増加する．後者は搭載できるセンサの数に限りがあるため，得られる情報が疎になる．これによりロボットが 3 次元的に動いたときに同じ点が観測される保証がなく，位置推定や観測点の統合において問題が生じるかもしれない．

もう一つはカメラである．これは 2 次元的な情報がテ

クスチャとともに得られる。また、複数使用することで距離情報も取得可能である。このうち、単眼のカメラでは、距離情報が直接取得できないため、スケールを決定するためには、事前知識などが必要になる。一方で複数のカメラを使用すると、カメラの位置関係が既知であれば距離が取得できる。しかし、通常のカメラでは視野が狭く、十分な範囲の情報を取得するにはカメラを動かしながら何度も観測を行う必要がある。

このカメラの欠点に対応するため、我々は全方位カメラを用いたステレオ視を用いる。全方位カメラの利点はその視野の広さにある。これにより複数の観測地点での共有される視野の範囲が広くなり、位置推定のロバスト性が向上する。また、3次元環境の再構築という面では、観測回数が少なくすむという利点がある。しかし、空間解像度が低くなるため、得られる距離の精度が低くなり、3次元再構成などの処理には十分ではない。

そこで我々はサブピクセルレベルで視差を求め、高精度の距離推定を行った。複数の地点で得られた観測を統合するため、ICP アルゴリズム [3] を適用して観測された3次元点をアラインメントする。最後に、カルマンスムージングによるループクローズ処理を施し、精度の高い3次元再構成を実現する。

本論文の主な寄与は以下のとおりである。

(1) サブピクセル推定を用いた全方位ステレオ視による6自由度SLAM、及び3次元再構成システムの提案。この全方位ステレオ視は位置推定や再構成に非常に有効である。我々の知る限り、距離ベースの位置推定手法においてサブピクセル推定を用いた全方位ステレオ視を適用した手法はこれまでにない。

(2) ICPを用いて前後の観測をアラインメントした結果にクローズグループ処理を適用し、高精度な3次元再構成を実現。全方位ステレオ視による広視野、高精度の距離情報により、ICPは効果的である。また、すべての観測点を同時に位置合わせする手法(例えばバンドルアジャスト)に比べて計算コストが低い。

(3) ICPのための閉ループ検出手法の提案。

提案手法の有効性を確認するため、屋内環境で実験を行った。比較のために、同じデータを用いて大石らによる同時位置合わせを行う手法 [4] による結果も示す。

2. 関連研究

提案手法はSLAMの手法の一つと見ることも出来る。この分野では多くの研究がなされているが、その多くはロボットの動きを2次元に限定している [5], [6]。しかし、近年の計算機の進歩により3次元的なロボットの動きに対応した手法が増えてきている。

画像を用いた3次元SLAMとして、近年Visual-SLAMと呼ばれる手法 [7], [8] が注目されている。これは、単眼カメラで特徴を追跡し、それによりカメラの3次元的位置を推定する手法である。しかし、これらの手法では

環境中に特定の特徴が存在する必要がある。また、疎な特徴に注目しているため、3次元環境の再構築には別に処理が必要である。似たような手法として、Computer Visionの分野におけるStructure from Motion (SfM) もある。これは、位置推定と3次元環境の再構築を同時に行う手法であり、古くから多くの研究がなされている。しかし、これらも特徴の追跡によって位置推定を行っているため、Visual-SLAMと同様の問題がある。

ステレオ視を利用した3次元SLAMも存在する。例えば、Davisonらの手法 [9] では、特徴の3次元位置を追跡し、ロボットの3次元的位置を推定している。しかし、通常のカメラによるステレオでは視野が狭く、周囲環境の3次元再構築に必要な情報を得るためには多くの観測が必要となる。

そもそも、上で述べたような特徴ベースの手法では、特徴の存在が必要になる。また、安定して位置を推定するためにはそれなりの数の特徴が必要になるが、そうすると対応付けが難しくなる。よって、環境によらずに安定した位置推定を行うためには、距離ベースの位置推定手法が望ましい。

距離ベースの手法としてはLRFを用いた手法 [2], [10] がある。これらの手法ではLRFを振ることで高精度な3次元距離情報を取得している。しかし、このような観測手法は距離の取得に時間がかかる。

3. サブピクセルレベル全方位ステレオ視

3.1 全方位ステレオ視

本研究で使用する全方位ステレオ視システムは2つの全方位カメラからなる。使用するカメラは図1に示すような双曲面ミラーによるもの [11] である。図2に示される入力画像の例をみても分かるように、このカメラからは側方と下方といったロボットナビゲーションにおいて重要な箇所の情報を全周一度に観測できる。また、光学特性としてミラー焦点からみた任意の画像に簡単に変換可能である。以上の事から、このカメラは移動ロボット向けのセンサとして有用である。

通常のカメラを並行に配置した一般的なステレオ視では、全てのエピポーラ線が水平方向に平行になり、それを利用した高速な対応づけアルゴリズム [12], [13] を適用することができる。できるだけ短い時間で多くの情報を得るためには、このように平行なエピポーラ拘束が利用できることが望ましい。

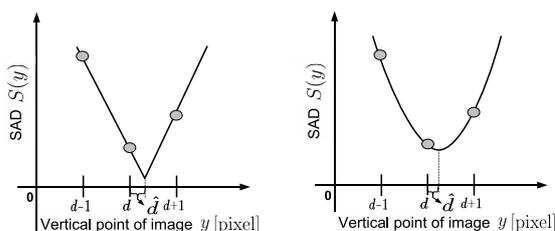
平行なエピポーラ拘束を満たすような画像対を生成するために、ここでは全方位カメラを鉛直方向に並べる。Gluckmanら [14] は二次曲面ミラーによる全方位画像センサを鉛直方向に2つ並べて、そこから得られる画像をパノラマ画像に変換することで、縦方向に平行なエピポーラ線を持つ画像を生成し、高速な全方位ステレオ視を実現している。我々もこのと同様にステレオ視を行う。生成したパノラマ画像の例を図3に示す。



図 1 全方位カメラ



図 2 入力画像の例



(a) 折れ線近似 (b) 放物線近似

図 6 近似関数の例



図 3 パノラマステレオ画像対 (入力 は 図 2) (a): 上画像, (b): 下画像

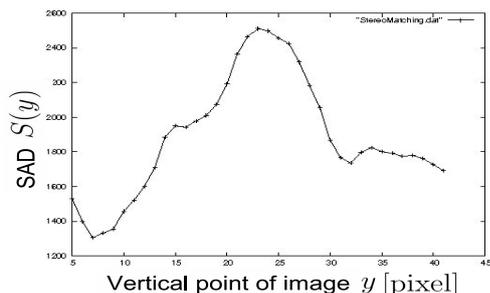


図 4 エピポーラ線上における SAD 分布の例

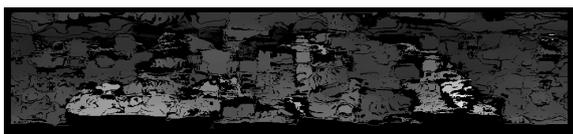


図 5 視差画像 (入力 は 図 3). 明るい画素ほど大きな視差 (つまり近い物体) を表す.

視差の計算には SAD を用いる．パノラマ画像変換によりエピポーラ線が平行な画像対が得られるので，対応点探索はこのエピポーラ線上での 1 次元探索になる．エピポーラ線上の各対応点候補に対して SAD を計算することで，図 4 のような SAD の分布が得られる．ピクセルレベルでの視差はこの分布の最小値を探索することで得られる．例えば図 4 では，SAD は $y = 2$ のときに最小となるので，ピクセルレベルでの視差は 2 となる．図 3 に対して計算されたピクセルレベルの視差を図 5 に示す．

3.2 サブピクセルレベルでの視差推定

全方位カメラの解像度の低さからくる，推定した距離情報の精度の低さに対応するため，我々はサブピクセル

レベルでの視差推定を行う．サブピクセルレベルでの視差推定にはいくつかの手法があるが，我々は新井らの手法 [15] を使用する．

通常のサブピクセルレベルでの視差推定では，最小値近辺での視差の分布を折れ線や放物線に近似する．図 6 にこのような近似の例を示す．ここで， $S(y)$ を図 4 と同様に y で得られる SAD の値とし， d をピクセルレベルの視差推定で得られた視差 (つまり SAD の最小となる y) とする．サブピクセルレベル推定では， d の近辺で近似した関数が最小となるサブピクセル変位 \hat{d} を求める．このサブピクセル変位 \hat{d} の範囲は $[-0.5 : 0.5]$ である．

本研究では新井らにより提案された近似式 [15] を用いる．彼らの手法では，近似関数に折れ線と放物線の間傾きをもつ関数が使われる．この関数では最小値 d の近傍 4 点を用いて，以下の式で近似を行う．

$$\hat{d} = \begin{cases} \frac{S(d-1) - S(d+1)}{S(d-1) - S(d) - S(d+1) + S(d+2)} & (\text{if } S(d-1) \geq S(d+1)) \\ \frac{S(d+1) - S(d-1)}{S(d-2) - S(d-1) - S(d) + S(d+1)} & (\text{if } S(d-1) < S(d+1)) \end{cases} \quad (1)$$

この手法ではサブピクセル変位の計算に 4 点が必要である．しかし，画像の端に最小値 d が存在する場合など，周囲に 4 点を利用できない場合がある．この場合は，折れ線で近似してサブピクセル変位を求める．

3.3 ノイズ除去

得られた視差画像中には，ステレオにおける誤対応などで誤った距離情報が存在する．そこで，孤立点を利用したノイズ除去を適用する．

我々のノイズ除去手法は以下の手順である．視差画像中の各画素における 3 次元点とその近傍の 3 次元点の距離がしきい値以下なら，それらの画素が同じグループに属するとする．このグループ分けを視差画像中のすべての画素に対して行う．そして，得られた各グループに属する点の数がしきい値以下のグループはノイズによるものとして削除する．

図 7 に我々のノイズ除去手法の例を示す．図中，各グループを異なる色で示している．図 7(a) は図 5 に対してグループ化を施した結果である．図 7(b) は (a) において

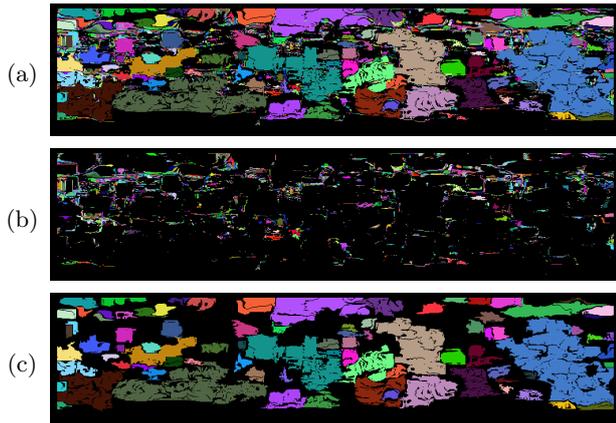


図7 ノイズ除去の例 (a): グループ化の結果 (b): (a)の中で孤立点と判断されたグループ (c): ノイズ除去を行った結果

孤立点と判断されたものを示している。図7(c)は孤立点を除去した結果である。現在のところ同じグループに属しているかどうかのしきい値は5cmであり、孤立点と判断される点の個数は100である。

また、床面においては照明の反射によって誤った推定が行われるので、カメラの高さを用いて床面より下の物体を削除する。

4. ICPによる位置推定・再構成

4.1 Iterative Closest Point

2つの連続した観測をアラインメントするために、ICPを使用する。このような逐次的なICPは、全ての観測を一度にアラインメントする手法に比べて計算コストが低いという利点がある。しかし、個々のICPにおける誤差が蓄積されるため、最終的な精度は保証されない。この欠点に対しては次節で述べるクロージンググループ処理で対応する。

ICPは2つの異なる位置で観測された距離情報を、その観測地点間の位置関係を推定することでアラインメントする。この手法は2乗誤差がしきい値以下になるまで以下の処理を繰り返す。i) 距離情報中の各点に対する対応点をもう一つの距離情報から求める。ii) 各対応点間の距離が最小になるような平行移動と回転を求める。

推定が局所最小値に収束する事を避けるために、観測点間の位置関係の初期値を慎重に選ぶ必要がある。本研究では、ロボットのオドメトリによる観測を初期値として使用する。

4.2 ループの検出とクロージンググループ処理

既に述べたように、連続した逐次的なICPの結果、個々のICPにおける誤差が蓄積されていく。この誤差を修正するために、カルマンスムージングによるクロージンググループ処理[6]を適用する。

カルマンスムージングを適用するためには、各観測地

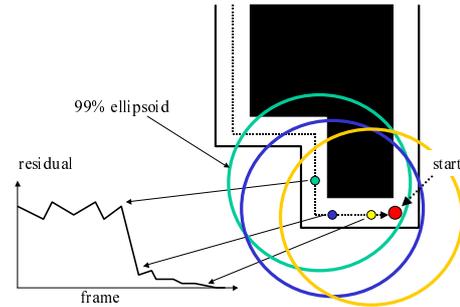


図8 ループ検出の概念図

点の位置及び方向の不確かさを評価する必要がある。この不確かさはそれぞれの位置推定における不確かさの和となる。ここの位置推定における不確かさは、誤差がガウス分布に基づくものと仮定し、実験的に決めた値を共分散として与える。

得られた共分散行列から、現在の位置が存在しうる確率楕円が計算できる。過去に観測を行った地点が現在の観測位置の99%確率楕円の中に入ったとき、ループが存在する可能性があると思わせる。この概念を図で示したものが図8である。実際には直前の数フレームにおける観測位置もこの確率楕円の中に入るので、10フレームより前の観測位置の中で確率楕円の中に入ったものが、ループの始点候補となる。

我々のクロージンググループ処理は以下の手順で行われる。

(1) 現在の観測位置の99%確率楕円の中に過去に観測を行った点が含まれているかを調べ、見つかった点をループの始点候補とする。

(2) 見つかった候補位置での観測と現在の観測をICPでアラインメントする。

(3) ICPの結果に対して：

(a) ICPの残差がしきい値以上なら妥当なループの始点ではないとして、結果を破棄する。

(b) そうでなければ、ICPの結果により現在の観測位置を修正し、カルマンスムージングによりそれまでの位置推定結果に修正を伝播させる。

提案手法は画像的な特徴も幾何的な特徴も使用していないため、全方位ステレオ視の広視野・高精度な距離情報のおかげでロバストかつ高精度な3次元再構成を実現している。

5. 実験

5.1 実験環境

現在のところ我々の全方位ステレオ視システムはロボットに搭載出来ていない。そこで、我々はロボットの動きをシミュレートしてステレオ画像対を取得するとともに、各観測間でオドメトリの値を与えることで実験を行った。観測したステレオ画像対は、ベースライン21.2[cm]、パノラマ画像のサイズ720×242[pixel]とした。

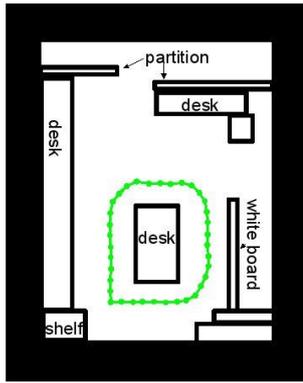


図 9 実験環境．黒色で示した領域は障害物を，緑色の線はロボットの軌跡をそれぞれ表す．

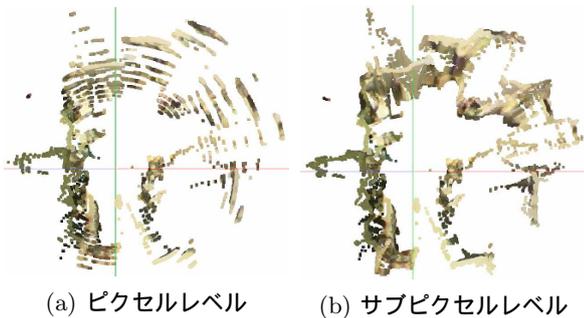


図 10 サブピクセルレベルでの視差推定とピクセルレベルでの視差推定の比較

実験は図 9 に示すような屋内環境で行った．図中，緑色の線はシミュレートしたロボットの軌跡を，緑色の点は観測を行った位置をそれぞれ表す．観測は全部で 37 回行った．各観測地点間の距離はおよそ 25[cm]であった．ロボットは図中の左下より時計回りに回って元の位置に戻ってきた．

5.2 サブピクセルレベルでの視差推定

まず，サブピクセルレベルでの視差推定の結果とピクセルレベルでの視差推定とを比較する．図 10 に図 9 の環境において観測された障害物の位置をプロットしたものを示す．各点は元のパノラマ画像における画素値で色付けされている．

図 10(a) がピクセルレベルでの視差推定の結果であり，図 10(b) がサブピクセルレベルでの視差推定の結果である．明らかにサブピクセルレベルでの視差推定の結果の方が障害物がスムーズに連結され，かつ，正しく図 9 の環境をとらえている．このことから，サブピクセルレベルでの視差推定は非常に有効であると確認できる．

5.3 ICP による位置推定・3次元再構成

図 11 に ICP によるアラインメントの結果を示す．図中の赤い点は直前のフレームで観測された 3次元点を，緑の点は現在のフレームで観測された 3次元点をそれぞれ表す．図中 (a) はオドメトリによる位置推定結果に基づいて 2 種類の 3次元点を描画したもので，(b) は ICP

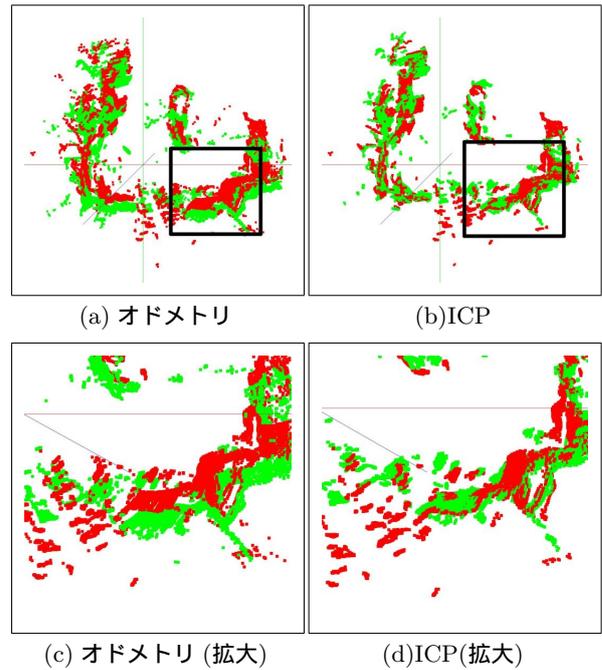
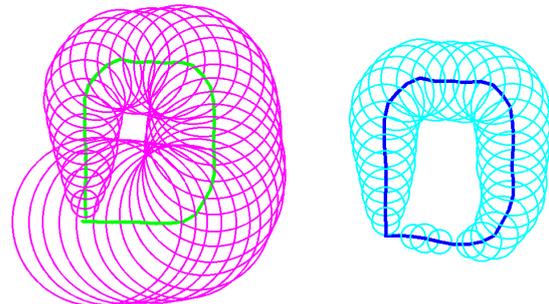


図 11 ICP によるアラインメントの例．(a) 及び (c): オドメトリによるアラインメント結果．(b) 及び (d): ICP によるアラインメント．(c) 及び (d) は四角で囲った領域をズームしたもの



(a) クロージングループなし (b) クロージングループあり
図 12 クロージングループ処理結果の比較．図中の線は推定された軌跡，楕円は位置の不確かさからくる 99% 確率楕円

によってアラインメントした結果である．また，(c) と (d) は (a) 及び (b) において四角で示した領域を拡大したものである．(a) と (c) では障害物の位置がずれているのが分かるが，(b) と (d) ではほぼ完全にアラインメントされている．

図 12 はクロージングループ処理を行った場合と行わなかった場合との比較である．図中，推定された軌跡と各観測地点における不確かさからくる確率楕円を $x-y$ 平面に投影した結果が示されている．図 12(a) がクロージングループを行わない場合 (ICP のみ) を，図 12(b) が行った場合をそれぞれ表す．また，図 13 は初期点 (0 フレーム) の観測とそれ以外の各フレームの観測とで ICP の計算を行った結果得られた残差をプロットしたものである．32 フレームめにおいて，初期点 (0 フレームめ) が

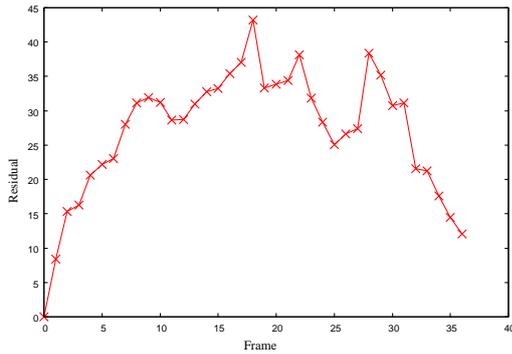


図 13 初期点での観測と各フレームとを ICP した残差



図 14 提案手法により 3 次元再構成を行った結果．同じシーンを異なる視点で示している

99%確率楕円の中に入った．この時の 0 フレームめと 32 フレームめとで行った ICP の残差は 21.5 であった．この結果を用いてクロージンググループ処理を行い、それまでのロボットの軌跡をカルマンスムージングにより修正した．最後の 36 フレームめにおいて、もう一度 0 フレームめの位置が確率楕円内に入ったため、同様の処理がもう一度行われた．推定された軌跡は、クロージンググループ前と後を比較すると明らかにクロージンググループ処理後の方が初期点と最終点の距離が近くなっており、正しく推定できている．

図 14 に 3 次元再構成の結果を示す．この図は実験において観測された全ての点をプロットしたものである．図中の各点は元のパノラマ画像における画素値で色付けされている．図 9 で示した実験環境に対して、中央の机や部屋の形状など大きな物体についてはある程度確認できる．

図 15 では、再構成の結果とともに推定されたロボットの軌跡を示している．図中赤線が ICP のみ（クロージンググループ処理なし）で推定した軌跡、青線がクロージンググループ処理を行って推定した軌跡をそれぞれ示してい

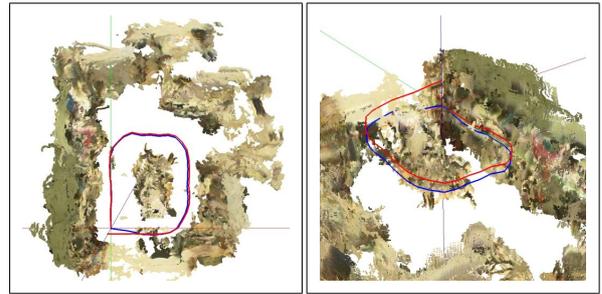


図 15 推定された軌跡の 3 次元的描画結果: 赤線は ICP のみで推定された軌跡, 青線はクロージンググループありで推定された軌跡

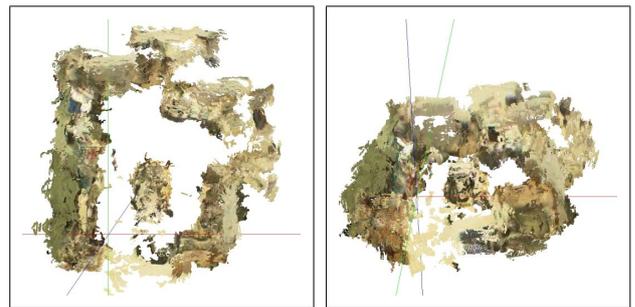


図 16 大石らの同時位置合わせ手法による再構成結果

る．図より、クロージンググループ前では z 軸方向の誤差が大きいたことが分かる． z 軸方向の誤差が他のものよりも大きかった原因としては、我々の全方位ステレオ視では側方に比べて上下方向の情報が少ないということが考えられる．しかし、クロージンググループ処理により、この誤差も正しく修正することが出来た．

5.4 同時位置合わせ手法 [4] との比較

提案手法の有効性を確認するため、大石らの同時位置合わせ手法 [4] との比較を行った．この手法は全ての観測地点を同時にアラインメントする手法である．

図 16 に大石らの手法によって再構成を行った結果を示す．図中、図 14 と同様に観測された全ての 3 次元点が元の画像の色で表示されている．推定された軌跡を図 17 に示す．これらの結果を提案手法によるものと比較しても大きな差は見られない．しかし、図 18 に示される $y-z$ 平面に投影した結果を見ると、大石らの手法では推定結果に傾きが見られる．

$x-y$ 平面上では提案手法と大石らの手法とで明らかな違いが見えなかった．そこで、 z 軸方向の誤差について真値との差により評価する．図 19 はそれぞれの手法で推定された z の値をグラフにしたものである．図中、赤、緑、青の線がそれぞれ提案手法、ICP のみ、同時位置合わせによって推定された z の誤差を表す．図中、ICP のみの結果をみると蓄積されている誤差を修正できないため、最終フレームでは大きな誤差が生じている．一方で、提案手法と同時位置合わせでは最終フレームにおいてクロージンググループ処理により誤差が修正されている．

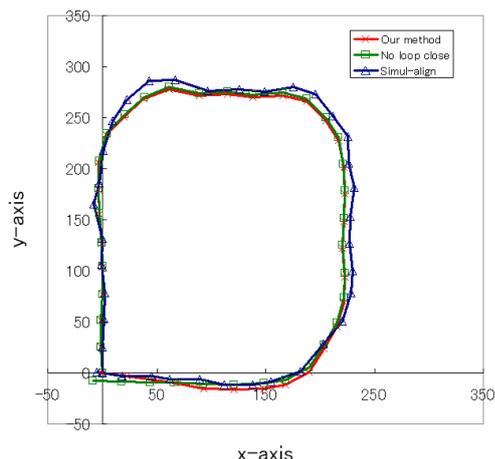


図 17 x - y 平面上での推定軌跡の比較．赤，緑，青の線がそれぞれ提案手法，ICP のみ，同時位置合わせによる結果を表す．

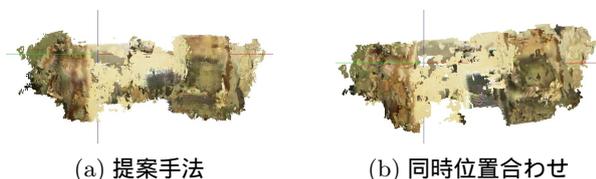


図 18 y - z 平面に投影した再構成結果の比較

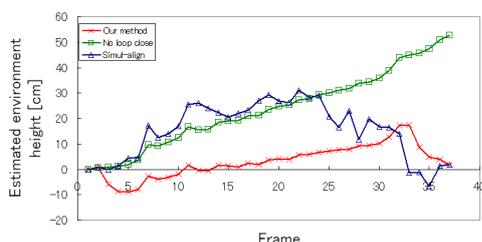


図 19 推定された観測地点の z の値．赤，緑，青がそれぞれ提案手法，ICP のみ，同時位置合わせによる結果を表す．なお，真値は全て 0 である．

表 1 z 軸方向における真値との差の比較

	ICP のみ	提案手法	同時位置合わせ [4]
平均誤差 [cm]	23.70	5.47	15.81
標準偏差 [cm]	14.95	6.24	10.83

図 19 で示した z の平均誤差，及び標準偏差を表 1 にまとめた．提案手法がもっとも誤差が少ないことがわかる．このことから，提案手法は有効であることがわかる．

しかしながら，ICP のみの結果から観測値にはバイアスが存在することがわかる．バイアスの原因としては全方位ステレオ視のキャリブレーションに誤差があることが推測される．カルマンスムージングによる誤差の修正では，誤差の原因が距離情報の不確かさからくるものかバイアスによるものかを区別しない．一方で，同時位置合わせではバイアスの影響を受けてしまっているものと思われる．

6. 結 論

本論文では，サブピクセルレベルでの視差推定を適用した全方位ステレオ視による環境の 3 次元再構成手法について述べた．全方位ステレオ視の広視野・高精度な距離情報により，安定した精度の良い 3 次元再構成が実現できた．提案手法は ICP とカルマンスムージングというシンプルな手法で実装されているため，比較的低い計算コストで 3 次元的位置推定と 3 次元再構成が可能である．提案手法により得られた結果は同時位置合わせ手法と遜色のない結果が得られた．

今後の課題としては推定精度の検証が挙げられる．また，全方位ステレオ視で得られた距離情報の不確かさは得られた視差によって異なるが，現在のところ一定としている．この点を改善し，信頼度による重み付きのアライメントを開発したい．

文 献

- [1] S. Fleck, F. Busch, P. Biber, H. Andreasson and W. Straßer: “Omnidirectional 3D Modeling on a Mobile Robot using Graph Cuts”, Proc. of IEEE Int’l Conf. on Robotics and Automation, pp. 1760–1766 (2005).
- [2] A. Nüchter, K. Lingemann, J. Hertzberg and H. Surmann: “Heuristic-Based Laser Scan Matching for Outdoor 6D SLAM”, Proc. of 28th annual German Conf. on AI, pp. 304–319 (2005).
- [3] P. J. Besl and N. D. McKay: “A Method for Registration of 3-D Shapes”, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **14**, 2, pp. 239–256 (1992).
- [4] 大石, 中澤, 池内: “インデックス画像を用いた複数距離画像の高速同時位置合わせ”, 電子情報通信学会論文誌, **J89-D**, 3, pp. 513–521 (2006).
- [5] D. Hähnel, D. Schulz and W. Burgard: “An Efficient FastSLAM Algorithm for Generating Maps of Large-Scale Cyclic Environments from Raw Laser Range Measurements”, Proc. of 2003 IEEE/RSJ Int’l Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 206–211 (2003).
- [6] H. Baltzakis and P. Trahanias: “Closing Multiple Loops while Mapping Features in Cyclic Environments”, Proc. of 2003 IEEE/RSJ Int’l Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 717–722 (2003).
- [7] A. Davison, I. D. Reid, N. D. Molton and O. Sasse: “MonoSLAM: Real-Time Single Camera SLAM”, IEEE Trans. on PAMI, **29**, 6, pp. 1052–1067 (2007).
- [8] R. Sim, P. Elinas, M. Griffin and J. J. Little: “Vision-based SLAM using the Rao-Blackwellized Particle Filter”, IJCAI Workshop on Reasoning with Uncertainty in Robotics, pp. 9–16 (2005).
- [9] A. J. Davison and N. Kita: “3D Simultaneous Localisation and Map-Building Using Active Vision for a Robot Moving on Undulation Terrain”, Proc. of IEEE Int’l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 384–391 (2001).
- [10] D. M. Cole and P. M. Newman: “Using Laser Range Data for 3D SLAM in Outdoor Environments”, Proc. IEEE Int’l Conf. on Robotics and Automation, pp. 1556–1563 (2006).
- [11] 山澤, 八木, 谷内田: “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, **J79-D-II**, 5, pp. 698–707

- (1996).
- [12] O. Faugeras, et al.: “Real-Time Correlation-Based Stereo: Algorithm, Implementation and Application”, Technical Report 2013, INRIA Sophia Antipolis (1993).
 - [13] 加賀美, 岡田, 稲葉, 井上: “ロボット搭載用実時間視差画像生成システムの構成法”, 第4回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 177–182 (1999).
 - [14] J. Gluckman, S. K. Nayar and K. J. Thoresz: “Real-Time Omnidirectional and Panoramic Stereo”, Proc. of Image Understanding Workshop, Vol. 1, pp. 299–303 (1998).
 - [15] 新井, 鷺見, 松山: “画像のブロックマッチングにおける相関関数とサブピクセル推定方式の最適化”, 情報処理学会研究報告, CVIM-144-5, pp. 33–40 (2004).