

# Projection-based Matching Method を用いた 3次元位置推定と環境地図の構築

## 3D Simultaneous Localization and Mapping using Projection-based Matching method

○神田 佳希 (岡山大)                      宮井 海渡 (岡山大)  
正 戸田 雄一郎 (岡山大)                  正 松野 隆幸 (岡山大)  
正 見浪 護 (岡山大)

Yoshiki KANDA, Okayama University, pw1w867s@s.okayama-u.ac.jp  
Kaito MIYAI, Okayama University  
Yuichiro TODA, Okayama University  
Takayuki MATSUNO, Okayama University  
Mamoru MINAMI, Okayama University

Currently, underwater robots have been researched and developed for various submersible works such as a seabed exploration. Furthermore, researches on autonomous underwater robots are still in the developing stage and can be said to be important in the future. When the autonomous underwater robot localizes its own position in an unknown environment, the robot needs to measure the environment. For that purpose, it is necessary to build a map and estimating its own position at the same time. It is called SLAM (Simultaneous Localization and Mapping). In SLAM, a laser distance sensor is often used because it can measure at high speed and accurate. Our group proposed the SLAM using Projection-based Matching Method, aiming at underwater robots to search the ocean automatically and make ground maps. We can obtain not only distance information but also visual information such as color and pattern at the same time by using two cameras. In this report, we report the proposed method and the experiments for verification of it.

**Key Words:** Dual-eyes, Projection-based Matching Method, SLAM

### 1 緒言

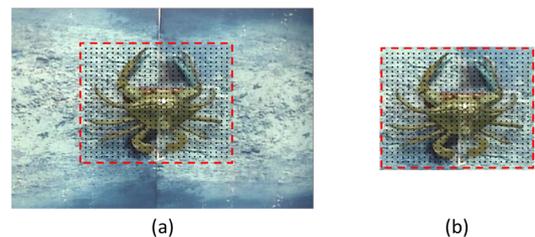
近年、海底探索等様々な水中作業のために多くの水中ロボットが研究・開発されている。さらに自律型水中ロボットの研究は今なお発展途上の段階にあるとともに、今後重要であることが言える。海底探索の目的はメタンハイドレートなどの海底資源の発見や海中の配管等の点検、海中未知生物の発見などである。海底資源は海底火山など地形の特異点に存在しているためロボットを用いて海底の地形をマッピングし埋蔵地の特定を行なっている。マッピングを効率的に行うためにはロボットが水中で長時間活動できることが必要不可欠であり、ロボットの水中作業時間を延長するため、水中に給電設備を設置しバッテリー容量が少なくなるとロボットが自動で帰還・充電するといったシステムの研究が行われている。我々の研究の目的はロボットに取り付けた2つのカメラの情報によって給電設備を認識し、自動で嵌合を行い充電するシステムの構築である。

我々のグループは、先行研究において濁度環境や暗闇環境下であっても給電設備から600[mm]はなれた場所からの自動嵌合動作に成功している。[1][2]そこで、未知環境においてロボットが給電設備の周囲の環境を計測、記録し、給電設備付近に帰還することを次の目標としている。ロボットが未知環境で行動するためにはロボット自身が周囲の環境を計測し、自己位置を推定する必要がある。そのためには、地図生成と自己位置推定を同時に行うSLAM(Simultaneous Localization and Mapping)と呼ばれる手法が必要である。SLAMでは高速かつ正確な計測が可能なレーザ距離センサを用いることが多いが、複眼カメラを用いることで距離情報だけでなく色や模様などの視覚情報も同時に取得できるため、我々のグループでは、複眼カメラを用いたProjection-based Matching Methodを用いたSLAMを提案する。本報告では、提案手法の説明と、動作を検証した実験について報告する。

### 2 Projection-based Matching Method

#### 2.1 探索用モデル生成

Fig.1(a) に示すような画像を左カメラから取得する。



**Fig.1** Model generation process, (a)Left camera image,(b)The generated model

画像中心から辺の長さが240(Pixel)の正方形をモデルとして切り出す。正方形内部において13(Pixel)ごとにサンプリング点を生成し、各サンプリング点の色情報を記録する(Fig.1(b))。左画像座標系 $\Sigma_{IL}$ が画像の中心に設定される。これにより、各サンプリング点の左画像座標系 $\Sigma_{IL}$ での位置情報が得られ、左画像座標系での色情報、位置情報を持ったモデルが生成される。

#### 2.2 概要

本研究で述べるロボットシステムに用いている対象物の認識手法は、静止画像認識が基本となる。よって、ここでは、1枚の静止画像に対する認識手法の概要を説明する。Fig.2にProjection-based Matching Methodの手順の概略図を示す。PA10に搭載されるカメラはFig.4に示すように、2台のカメラを用いる。基準点を手先座標系 $\Sigma_H$ とする。またシステムが開始された時点

の手先座標系をワールド座標系  $\Sigma_W$  とする。左のカメラ座標系を  $\Sigma_{CL}$ 、画像座標系を  $\Sigma_{IL}$ 、右のカメラ座標系を  $\Sigma_{CR}$ 、画像座標系を  $\Sigma_{IR}$  とする。前節で説明したモデル生成の方法を用いて、左カメラ画像に映った対象物をモデルとして抽出し、3次元空間における位置/姿勢  $\phi$  (3変数) をGA(遺伝的アルゴリズム)の遺伝子により決定する。このモデルを左カメラ画像から3次元空間へ逆射影し右カメラ画像に再度射影することで、2次元の平面モデルを得る。この平面モデルと右カメラ画像との照合により適合度関数を計算し、評価を行う。そして、空間中の平面モデルの位置/姿勢  $\phi$  が対象物の位置/姿勢と一致したとき、適合度関数の値が最大値を示す。そのため、対象物の認識問題は、適合度関数の最大値探索問題に変換できる。適合度関数の最大値を探索・発見する場合、様々な方法があるが、一番単純かつ簡単な方法は全探索法である。これは、全てのとりうる値を計算することで最大値を発見するものであり、必ず最大値を発見できるが効率が悪い、つまり計算時間を多く費やすといった欠点を持っている。目標としているビジュアルサーボは動画認識であり、動画認識は計算処理が短いことが重要であるため、本研究では最適解探索にGAを適用することで、効率良く短時間で最大値探索処理を行う。そして、GAが収束した時、GAの遺伝子により決定される立体モデルの位置/姿勢  $\phi$  を対象物の位置/姿勢と考えることで、対象物の位置/姿勢が計測できる。[3][4]

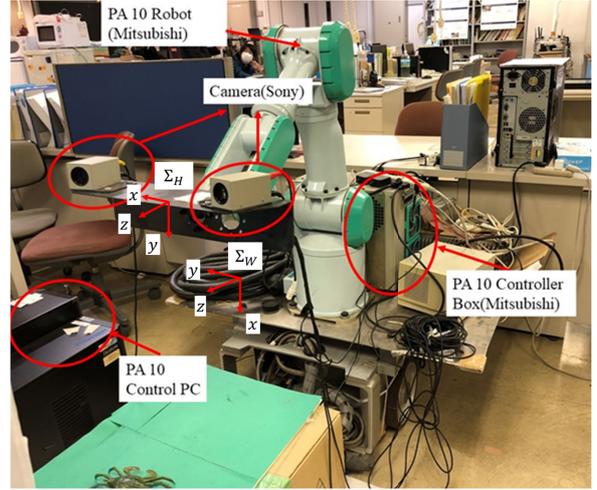


Fig.3 Hand-eye manipulator used in the system

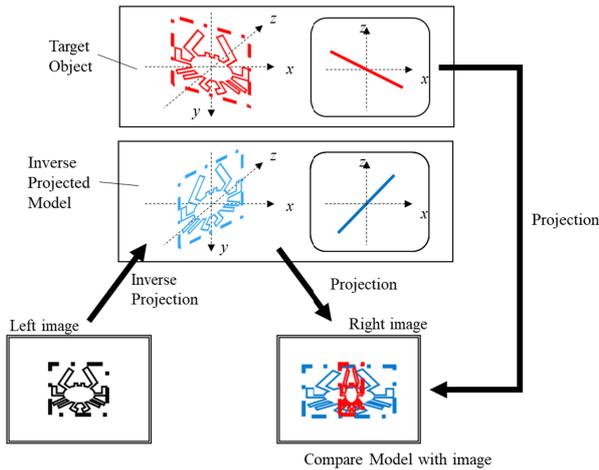


Fig.2 Projection-based Matching Method process

### 2.3 射影変換式, 逆射影変換式

射影変換は射影行列  $P$  を用いて、以下のように表す。なお、Fig.??に示すように、 $f$  は焦点距離、 $\eta_x, \eta_y$  はイメージセンサのピクセルと実際の長さの比であり、 $f = 4.2[\text{mm}]$ ,  $\eta_x, \eta_y = 0.005365[\text{mm}/\text{pixel}]$  である。

$$\begin{bmatrix} I x_i \\ I y_i \\ I z_i \end{bmatrix} = \frac{1}{c_{z_i}} \begin{bmatrix} \frac{f}{\eta_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{\eta_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} C x_i \\ C y_i \\ C z_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$P = \frac{1}{c_{z_i}} \begin{bmatrix} \frac{f}{\eta_x} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{f}{\eta_y} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

逆射影変換は射影行列  $P$  の疑似逆行列  $P^+$  を用いて表される。

$$\begin{bmatrix} CL x_{Mi} \\ CL y_{Mi} \\ CL z_{Mi} \\ 1 \end{bmatrix} = P^+(l_3) \begin{bmatrix} IL x_i \\ IL y_i \end{bmatrix} + (I - P^+(l_3)P)l \quad (3)$$

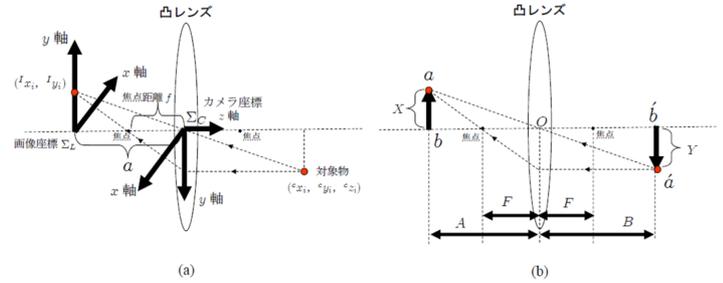


Fig.4 Projection schematic diagram

$$\begin{bmatrix} CL x_{Mi} \\ CL y_{Mi} \\ CL z_{Mi} \\ 1 \end{bmatrix} = l_3 \begin{bmatrix} \frac{\eta_x}{f} & 0 \\ 0 & \frac{\eta_y}{f} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} IL x_i \\ IL y_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_2 \\ l_3 \\ l_4 \end{bmatrix} \\ = \begin{bmatrix} \frac{\eta_x}{f} IL x_i \\ \frac{\eta_y}{f} IL y_i \\ l_3 \end{bmatrix} \quad (4)$$

### 2.4 適合度関数

左右ビデオカメラから入力される画像は、0 ~ 359, 0 ~ 1, 0 ~ 255, 0 ~ 255 によって表される色相, 彩度, 明度, 輝度によって構成される。ここで、画像領域  $I r_i^j(\phi_M^j)$  における輝度値に基づく評価値を  $p_B(I r_i^j(\phi_M^j))$  とする。対象物を評価する内部領域において、モデルの輝度値とカメラ画像の輝度値が 30 以上離れていた場合は、評価値を“-1”と設定し、離れていない場合は“+1”と設定する。このような正負の評価値をもつ探索モデルと画像との相関を表す適合度関数を次式に示す。

$$F_{Br}(\phi_M^j) = \left\{ \sum_{S(\phi_M^j)} p_{Br}({}^I r_i^j(\phi_M^j)) \right\} / n \quad (5)$$

$$p_{Br}({}^I r_i^j(\phi_M^j)) = \begin{cases} 1, & \text{if } (|Br_I({}^I r_i^j(\phi_M^j)) - Br_M({}^I r_i^j(\phi_M^j))| \leq 30) \\ -1, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

この適合度関数  $F_{Br}(\phi_M^j)$  を用いて、画像と再射影された平面モデルとを評価する。この適合度関数  $F_{Br}(\phi_M^j)$  は、空間中に逆射影されたモデルの持つ位置/姿勢情報より一意に決定する関数であり、逆射影されたモデルが対象物と一致すれば、画像においても対象物と探索モデルが一致するはずである。ただし、 $F_{Br}(\phi_M^j) \leq 0$  の場合、 $F_{Br}(\phi_M^j) = 0$  とする。

### 3 Projection-based Matching Method を用いた SLAM

#### 3.1 全体のアルゴリズム

Fig.5 に Projection-based Method を用いた SLAM のフローチャートを示す。まず、左目、右目カメラ画像から、前章で紹介した Projection-based Matching Method および RM-GA を用いた認識手法を用い、対象物との位置・姿勢情報を取得し、自己位置推定を行う。その後、あらかじめ設定したモデル更新条件を満たしていなければ、新たにモデルを生成せず、自己位置を推定し、モデル更新条件を満たしていれば、新たにモデルを生成し、自己位置を推定する。

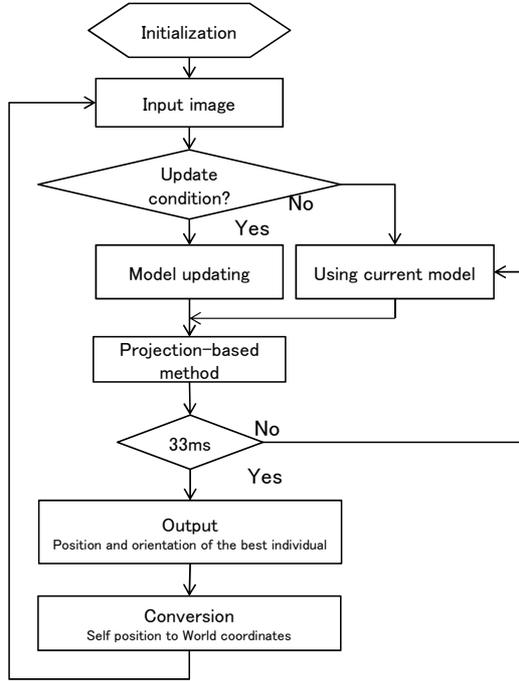


Fig.5 The flowchart of SLAM using Projection-based Matching Method

#### 3.2 ワールド座標系への変換

Fig.6 はロボットが進みながらランドマークを計測する様子を表している。ここで、簡単のために、ランドマークはそれぞれ区

別がつくものとする。  $r_0$  をワールド座標系  $\Sigma_W$  から見たものを

$${}^{r_0}w_0 = (x_0, y_0, z_0) \quad (7)$$

とし、初期位置とする。初期位置から  $r_1$  の移動距離をランドマーク  $q_1$  から求めると、

$${}^{r_1}w_1 = (x_1, y_1, z_1) \quad (8)$$

となる。その後、ロボットが移動し、ランドマーク  $q_1$  が観測できなくなった場合、別のランドマーク  $q_2$  により、自己位置推定をする必要がある。この時の、ランドマーク  $q_2$  から見たロボットの位置座標  $r_2$  を

$${}^{r_2}a_2 = (x_2, y_2, z_2) \quad (9)$$

とする。しかしながら、これでは  $\Sigma_a$  座標系からみたロボットの位置  $r_2$  しか求めることができていない。よって、これをワールド座標に変換するためには、ランドマークを  $q_1$  から  $q_2$  に変更した時のワールド座標系におけるロボットの位置・姿勢を  $(x_{w1}, y_{w1}, z_{w1})$  とすると、以下の式によって、計算できる。

$${}^{r_2}w_2 = \begin{pmatrix} x_{w2} \\ y_{w2} \\ z_{w2} \end{pmatrix}^T = \begin{pmatrix} x_{w1} + x_2 \\ y_{w1} + y_2 \\ z_{w1} + z_2 \end{pmatrix}^T \quad (10)$$

この処理を繰り返すことで、ワールド座標系での自己位置を求めることができる。実際はこの処理をモデルを更新する度に繰り返している。

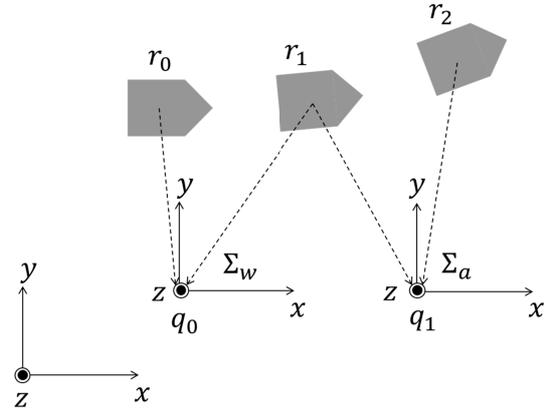


Fig.6 Explaining SLAM using Projection-based Matching Method

## 4 検証実験

#### 4.1 実験目的

本報告で提案した Projection-based Matching Method を用いた SLAM の動作確認、提案手法を用いて得られた自己位置推定の精度、Mapping 結果の確認を目的として実験を行った。

#### 4.2 実験環境

実験環境を Fig.7 に示す。ロボットマニピュレータに 2 台のカメラを搭載し、海底を模した布を背景とし、ロボットマニピュレータを動かすことにより海底付近を移動する動作を再現した。2 台のカメラの中心を手先座標系  $\Sigma_H$  とし、右方向に  $x$  軸正方向、下方向に  $y$  軸正方向、奥行き方向に  $z$  軸正方向とする。またシステムが開始された時点の手先座標系をワールド座標系  $\Sigma_W$  とする。

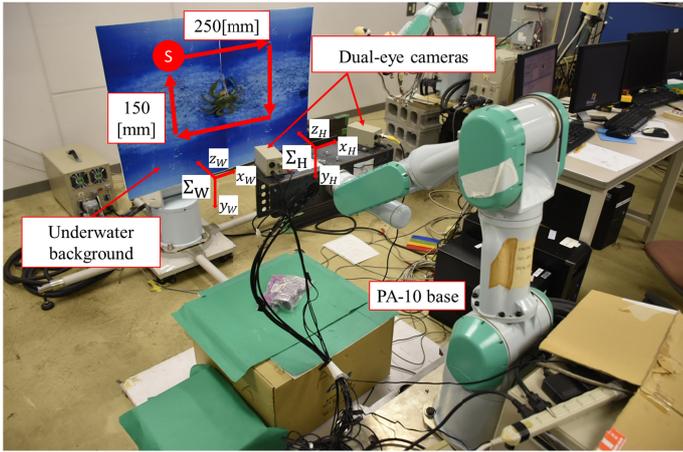


Fig.7 Experimental environment

#### 4.3 実験内容

海底を模した布を背景とし、 $x$  軸正の方向に 250[mm]、 $y$  軸正の方向に 150[mm]、 $z$  軸負の方向に 250[mm]、 $y$  軸負の方向に 150[mm] と、長方形になるよう動かすことによって、疑似的に海底付近を移動する様子をカメラに映す。カメラは焦点距離が 4.2[mm] で、設置する角度をそれぞれ  $14^\circ$  内側に傾けている。対象との距離が 850[mm]、カメラ間の距離が 323.4[mm] となっている。また、モデル更新の周期は 3.3[s] と設定している。Fig.9 に示すように、2 種類の海底を模した布と、生物の模型の有無により、計 4 種類の実験をそれぞれ 10 回ずつ行う。Fig.9 において、左上の青色の背景を B、左下の緑色の背景を G、模型の入っていない青色、緑色の背景をそれぞれ BN、GN とする。

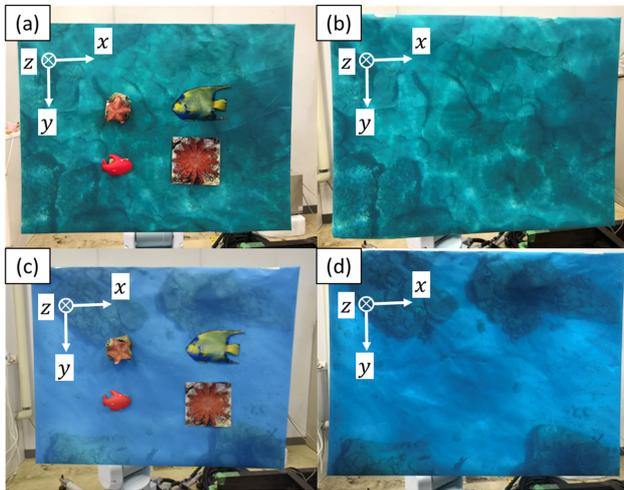


Fig.8 Backgrounds used for experiments,(a)G : green background with marine life figures,(b)GN : green background(c)B : blue background with marine life figures,(d)BN : blue background

#### 4.4 実験結果・考察

自己位置推定結果の 2 次元グラフを Fig.9 に 3 次元グラフを Fig.10 に示す。2 次元グラフにおいて、縦軸が  $y$  座標、横軸が  $x$  座標であり、実線が自己位置推定結果、点線が真値である。3 次元グラフにおいても同様に実線が自己位置推定結果、点線が真値

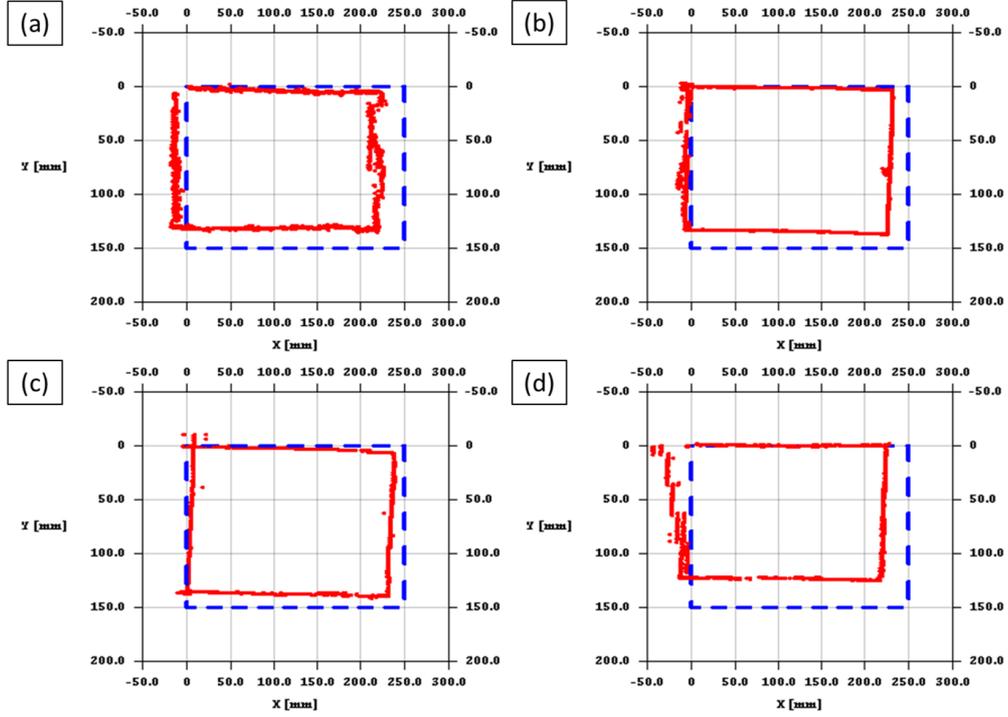
である。Table 1 に各背景毎に 10 回行ったそれぞれの実験における  $x, y, z$  座標の真値との標準偏差の平均値 ( $S_x, S_y, S_z$ ) を示す。4 種類の背景すべてにおいて、誤差はあるものの自己位置推定を行うことができた。すべての場合において、 $x, y$  方向の位置は実際の軌道とおおよそ一致しており、背景の違いに関わらないことがわかった。 $z$  方向の位置は背景に特徴的な模様等があるかにより認識精度に違いが生じた。しかしながら、目標とする給電装置付近に帰還する際には誤差が 600[mm] 以内に収まっていればよいので、今回の実験により生じた平均約 20[mm] の  $x, y$  方向の誤差、平均約 50[mm] の  $z$  方向の誤差は許容範囲内であるといえる。また、Mapping 結果を Fig.11 に示す。Fig.11 中の (a) は緑色の背景で模型がある場合における Mapping をはじめた時、(b), (c) は Mapping 最中、(d) は Mapping 終了時を表している。Mapping 結果より海底の模様や海中生物模型の色、場所を判別することができる。これにより、海底の模様や地形を Mapping 結果から判断することができ、特徴的な模様、探索対象物などを見分けることができる。

## 5 結言

本報告では、Projection-based Matching Method を用いた SLAM を提案、海底を模擬した背景を用いて提案手法の動作を検証し、提案手法で自己位置推定、Mapping が行えることを確認した。自己位置推定は誤差は存在するものの、許容する誤差の範囲に収まった。Mapping 結果では色の情報が加わり、海底の模様なども記録することができ、探索対象物を見分ける際に有効であることがわかった。今後、水中ロボットに本システムを搭載し、水中での SLAM を行っていく。

## References

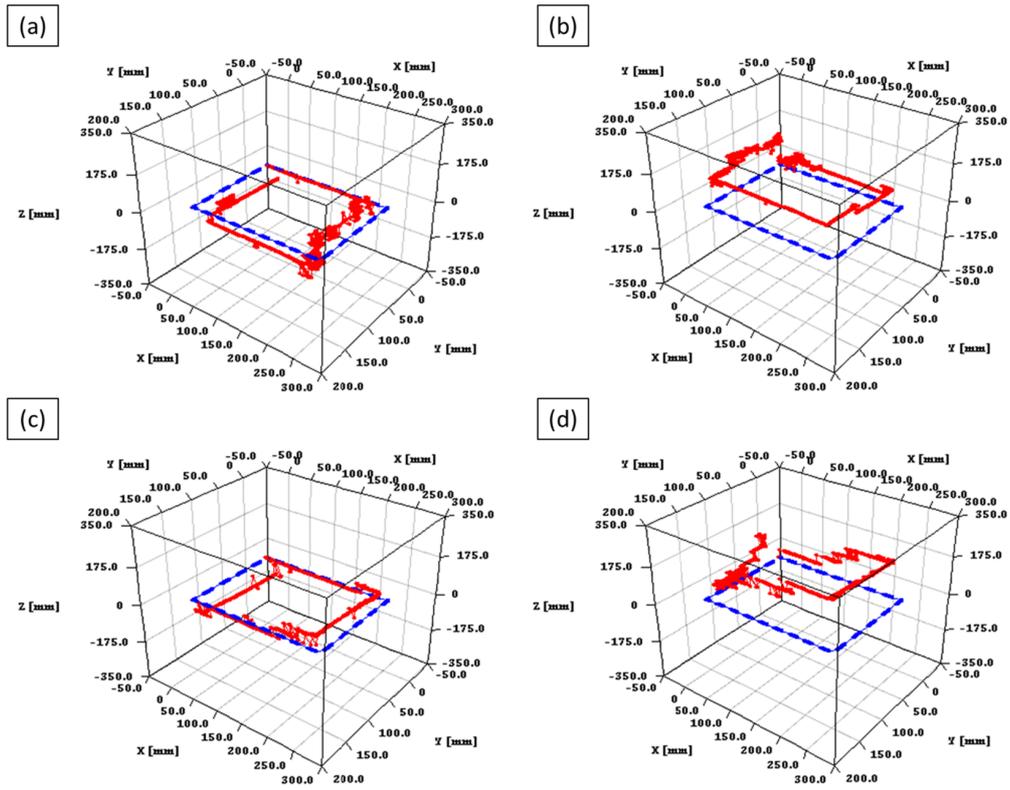
- [1] Khin Nwe Lwin, Naoki Mukada, Myo Myint, Daiki Yamada, Mamoru Minami, Takayuki Matsuno, Kazuhiro Saitou, Waichiro Godou, "Docking at Pool and Sea by Using Active Marker in Turbid and Day/Night Environment", Artificial Life and Robotics, DOI 10.1007/s 10015-018-0442-1
- [2] Daiki Yamada, Naoki Mukada, Myo Myint, Khin Nwe Lwin, Takayuki Matsuno, Mamoru Minami, "Docking Experiment in Dark Environment Using Active/Lighting Marker and HSV Correlation," Proceedings of IEEE/MTS Techno-Ocean Conference 2018, Paper No.171129-098, Kobe, Japan, May 29-31,2018
- [3] 寇 ギョウ郡, 田 宏志, 李 想, 見浪 護, "Projection-based ビジュアルサーボシステム", 第 13 回コンピューショナル・インテリジェンス研究会, CI13-02, 2018.6.16-17
- [4] 山本 太郎, 舟久保 龍希, 寇 ギョウ郡, 田 宏志, 李 想, 松野 隆幸, 見浪 護, "逆射影変換を用いた対象物位置姿勢認識法の認識精度の検証", JSME ロボティクス・メカトロニクス講演会 (ROBOMECH 2018), 2A1-M15, 2018.6.2-5
- [5] 友納 正裕, SLAM 入門 (ロボットの自己位置推定と地図構築の技術) (2018), オーム社



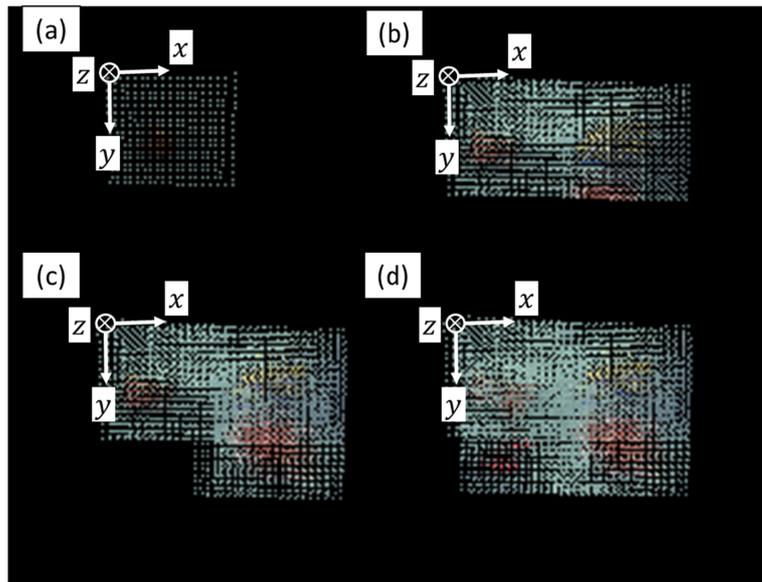
**Fig.9** The graphs of estimated position and real position in 2D graph,(a)G : green background with marine life figures,(b)GN : green background(c)B : blue background with marine life figures,(d)BN : blue background

**Table 1** Average of standard deviation

Standard deviation	$S_x$ [mm]	$S_y$ [mm]	$S_z$ [mm]
G	23.61	11.47	43.01
GN	19.63	15.12	77.98
B	13.76	15.82	30.23
BN	11.57	10.51	57.00



**Fig.10** The graphs of estimated position and real position in 3D graph,(a)G : green background with marine life figures,(b)GN : green background(c)B : blue background with marine life figures,(d)BN : blue background



**Fig.11** The mapping process using G (green background with marine life figure). Mapping progresses from (a) to (d).