

# パーティクルフィルタを用いた水中ロボットの自律航法

AUV Navigation with Particle Filter

巻 俊 宏\*・近 藤 逸 人\*\*・浦 環\*\*\*・坂 巻 隆\*\*\*

Toshihiro MAKI, Hayato KONDO, Tamaki URA and Takashi SAKAMAKI

## 1. はじめに

自律型水中ロボット (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) は索の拘束を受けずに自由に動き回れることから、水中調査用の新たなプラットフォームとして期待を集めている<sup>1)</sup>。

AUV が仕事を遂行するためには自己位置を常時把握するための航法システムが必須となるが、既存の航法システムでは慣性航法による誤差を補正するために音響ランドマークなどを設置するか母船の支援を受ける必要があり、ロボット単独での測位は多くの誤差を含むことになる<sup>2)</sup>。構造物調査やケーブルトラッキングにおいてはロボットに搭載されたセンサを用いた相対航法が提案されているが<sup>3,4)</sup>、これらは単一のセンサデータから観測対象物との局所的な位置関係を求める手法であるため、個々のセンサ能力の限界がロボットの行動を制限する。ビデオ画像や音響装置など複数のセンサからのデータを複合的に扱わなければ、広い領域で外乱に対してロバストな航法を実現することは難しい。

本研究ではロボットの環境センサの探知範囲内に既知の構造物があるという前提のもとで、パーティクルフィルタを用いてロボット単独でのリアルタイム測位及び自律航行を実現する。パーティクルフィルタは近年注目されている状態推定手法であり、複数のセンサ情報を確率的に扱うことで外乱に対してロバストかつ高精度な自己位置推定が可能になる<sup>5,6,7)</sup>。

本航法を Fig. 1 に示す。構造物情報を含む環境マップはあらかじめ与えられているものとし、マップ上での自己位置  $\mathbf{x}$  及び機首方向  $\psi$  をパーティクルフィルタにより推定する。その上でマップ内に設定された複数の航路点 (ウェイポイント) を順次通過するように行動制御を行う。環境マップは水平面上で与えるものとし、構造物形状が深度により変化しない場合はウェイポイントに深度情報を含ませることで3次元の測位及び自律航行を可能とする。

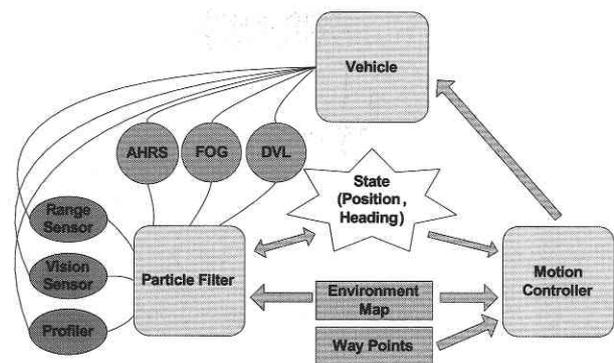


Figure 1. Autonomous navigation scheme based on particle filter.

## 2. 自己位置推定手法

前提条件として

- ・水平移動速度  $\dot{\mathbf{x}}$  及びヨー角速度  $\dot{\psi}$  が観測可能であること
  - ・周囲の構造物形状が既知であること
  - ・周囲の構造物までの距離が観測可能であること
  - ・センサノイズがガウス分布に従うこと
- を課す。

時刻  $t$  におけるロボットの状態ベクトル  $\mathbf{r}_t$  と行動ベクトル  $\mathbf{a}_t$  をそれぞれ

$$\mathbf{r}_t = (\mathbf{x}_t, \psi_t) \dots \dots \dots (1)$$

$$\mathbf{a}_t = (\dot{\mathbf{x}}_t, \dot{\psi}_t) \dots \dots \dots (2)$$

と定義し、また観測された構造物の位置を観測  $\mathbf{O}_t$  で表す。観測  $\mathbf{O}_t$  は障害物センサやプロファイリングソナーなどの環境センサにより得られ、Fig. 2 のようにロボット固定座標系における点の集合として定義する。 $\mathbf{r}_t$  の確率密度関数  $p(\mathbf{r}_t)$  は離散的なパーティクルの集合  $\{\mathbf{s}_t^{(i)}; \omega_t^{(i)}\} (i=1 \dots n_{particle})$  によって与える。ただし  $\mathbf{s}_t^{(i)}$  は状態空間  $\mathbf{r}_t$  中の離散的なパーティクル  $\mathbf{s}_t^i$  の集合であり、各パーティクル  $\mathbf{s}_t^i$  は重み

\*東京大学大学院工学系研究科

\*\*東京海洋大学

\*\*\*東京大学生産技術研究所 海中工学研究センター

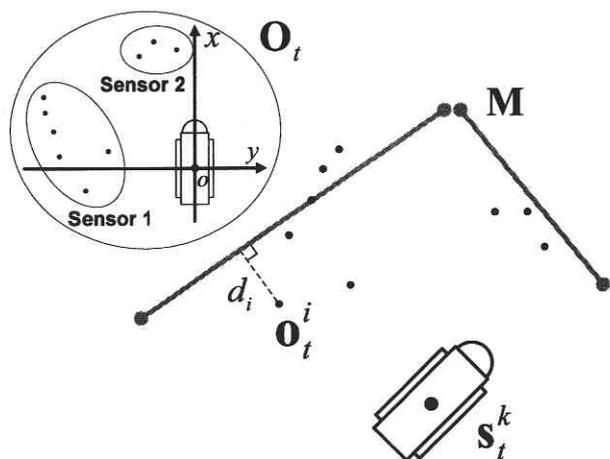


Figure 2. Particle weighting by observation.

$\omega_t^i$ を持っている. それゆえ  $p(\mathbf{r}_t)$  は任意の確率密度関数をとることができ, ロボットの状態の推定値  $\hat{\mathbf{r}}_t$  は  $p(\mathbf{r}_t)$  の期待値として次式により与える.

$$\hat{\mathbf{r}}_t = \sum_i \mathbf{s}_t^i \omega_t^i / \sum_i \omega_t^i \dots\dots\dots (3)$$

各パーティクルは以下に述べる予測フェイズと観測フェイズを経て更新される.

2.1 予測フェイズ

時間  $t-1$  でのパーティクルの集合  $\{\mathbf{s}_{t-1}^{(i)}; \omega_{t-1}^{(i)}\}$  を重み  $\omega_{t-1}^{(i)}$  に比例した分布を持つ集合  $\mathbf{s}_{t-1}^{(i)}$  に再編成する. これはパーティクル  $\mathbf{s}_{t-1}^{(i)}$  を引く確率が重み  $\omega_{t-1}^{(i)}$  に比例するとした場合に  $n_{particle}$  回の抽選を行って得られる集合に等しい. 次に集合  $\mathbf{s}_{t-1}^{(i)}$  から行動ベクトル  $\mathbf{a}_t$  に従って新たなサンプルの集合  $\mathbf{s}_t^{(i)}$  を決定する.

2.2 観測フェイズ

サンプルの集合  $\mathbf{s}_t^{(i)}$  が生成されたら, 観測  $\mathbf{O}_t$  に従って重み  $\omega_t^{(i)}$  を決定する. ここで構造物マップ  $\mathbf{M}$  は線分の集合として与え, サンプルの重みはその状態において観測  $\mathbf{O}_t$  が得られる確率

$$\omega_t^{(i)} = p^{(i)}(\mathbf{O}_t | \mathbf{M}, \mathbf{s}_t^{(i)}) \dots\dots\dots (4)$$

と定義する.

状態  $\mathbf{s}_t^k$  において観測  $\mathbf{O}_t$  の中の一点  $\mathbf{o}_t^i$  が得られる確率を  $q_{i,k}(\mathbf{o}_t^i | \mathbf{M}, \mathbf{s}_t^k)$  とすると, 確率  $p^k(\mathbf{O}_t | \mathbf{M}, \mathbf{s}_t^k)$  は状態  $\mathbf{s}_t^k$  において全ての観測点が同時に得られる確率であるから

$$p^k(\mathbf{O}_t | \mathbf{M}, \mathbf{s}_t^k) = \prod_i q_{i,k} \dots\dots\dots (5)$$

となる. ここで  $q_{i,k}$  は構造物マップにおいて観測点  $\mathbf{o}_t^i$  に一番近い線分との距離  $d_i$  を用いて

$$q_{i,k} = \begin{cases} f(d_i, \sigma_{err}) (|d_i| \leq k) \\ f(k, \sigma_{err}) (|d_i| > k) \end{cases} \dots\dots\dots (6)$$

とする. ただし  $f(d_i, \sigma_{err})$  は平均 0 で標準偏差  $\sigma_{err}$  のガウス分布の密度関数である. また  $d_i$  が定数  $k$  より大きければセンサエラーと判断し, 一定の確率を与えるものとする.  $\sigma_{err}$  は

$$\sigma_{err} = \sqrt{\sigma_{map}^2 + \sigma_{1_{sensor}}^2 + (\sigma_{2_{sensor}} \cdot dist)^2} \dots\dots\dots (7)$$

と定義する. ここでマップの誤差  $\sigma_{map}$  とセンサの誤差  $\sigma_{1_{sensor}}, \sigma_{2_{sensor}}$  を導入する.  $\sigma_{1_{sensor}}$  は定常成分,  $\sigma_{2_{sensor}}$  は計測値  $dist$  に比例する成分である. これらの誤差はセンサ特性やマップの精度を考慮してあらかじめ決めておく. なお, 音響センサはビームの入射角が大きいと誤差が増大するため, 音響センサの観測値については入射角が閾値  $\alpha$  以下の線分のみを対象として上記の確率計算を行う.

3. 行動制御手法

本手法はロボットの状態  $\hat{\mathbf{r}}_t$  がマップ上でリアルタイムに推定されることを前提として, 同じくマップ上に設定したウェイポイント座標  $\mathbf{w}$  を順次通過するための速度指令値を与える. 最初のウェイポイントまでは方位制御を行い, 2番目以降はウェイポイント間を繋いだ直線をトレースするように航行する. 目標速度を実現するためのローレベルコントローラに関しては議論しない.

まず行動を開始する前に自己位置をある程度の精度で求めておく必要がある. そこで自己位置の標準偏差  $\sigma(\mathbf{s}_t^{(i)})$  が閾値  $\sigma_{max}$  より大きい場合ロボットは位置保持したまま自己位置が更新されるのを待つ. 自己位置が確定したら, 次に進路がクリアかどうかを確認する. このためには自己位置  $\mathbf{x}_t$  から次のウェイポイント  $\mathbf{w}_{next}$  までの線分とマップ  $\mathbf{M}$  が交差していないことが条件となる.

以上の条件が満たされると行動制御に移る. 以後水平面内のみの運動を扱い, サージ速度, スウェイ速度及びヨー角速度はそれぞれ独立して制御可能であるものとする. 行動制御の目標は Fig. 3 に示したオフセット  $dx, dy, d\psi$  を全てゼロにすることである. もし  $|d\psi|$  が小さい場合  $dx$  はサージ, そして  $dy$  はスウェイのみでほぼ制御できるため,  $|d\psi|$  がある適当な閾値  $\alpha_{max}$  以下の場合のみ水平移動を行うものとする. よって速度指令値  $v_{surge}, v_{sway}$  及び  $v_{yaw}$  は (8) 式で定義される傾き  $a > 0$ , 範囲  $b > 0$  の比例関数  $g$  を用いてそれぞれ (9) から (11) 式で与える.

$$g(x, a, b) = \begin{cases} b (b/a < x) \\ ax \quad (-b/a \leq x \leq b/a) \\ -b \quad (x < -b/a) \end{cases} \dots\dots\dots (8)$$

$$v_{surge} = \begin{cases} g(dx, x_{gain}, x_{max}) (|d\psi| \leq \alpha_{max}) \\ 0 \quad (|d\psi| > \alpha_{max}) \end{cases} \dots\dots\dots (9)$$

Table 1. Specifications of AUV "Tri-Dog 1"

Length overall	1.85 m
Breadth overall	0.58 m
Depth	0.53 m (1.03 m include antennas)
Dry weight	170 kg (approximately)
Operating depth	100 m max
Maximum speed	1.4 knots
Duration	3 hours
Structures	Aluminum Pressure Hulls (Main Cylinder ×1, Battery Cylinder ×2)
Actuators	100 W Thruster ×6
Processors	Intel Pentium3 866 MHz (Main) Intel Pentium4 2.4 GHz (Image Processing)
OS	Microsoft Windows 2000
Sensors	Attitude and Heading Reference System Fiber Optical Gyro Doppler Velocity Log Pressure Sensor (Depth Sensor) Real Time Kinematic GPS Acoustic Range Sensor ×4 Light-Section Profiling System Profiling Sonar Digital Still Camera Pan-tilt Video Camera
Communications	Wireless LAN 10Base-2, NTSC ×2 (with umbilical cable)
Lights	24 W Arc Lamp ×2
Batteries	25.2 V Ni-Cd Battery 20 Ah ×4

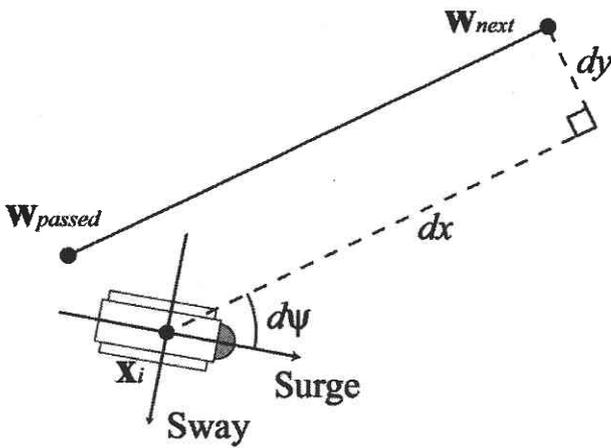


Figure 3. Vehicle Navigation.

$$v_{sway} = \begin{cases} g(dy, y_{gain}, y_{max}) & (|d\psi| \leq \alpha_{max}) \\ 0 & (|d\psi| > \alpha_{max}) \end{cases} \dots\dots\dots (10)$$

$$v_{yaw} = g(d\psi, \psi_{gain}, \psi_{max}) \dots\dots\dots (11)$$

ロボットとウェイポイントの距離がある閾値  $d_{goal}$  よりも小さければそのウェイポイントは通過したものとみなす。そして全てのウェイポイントを通過した時点でミッション終了となる。

4. 水槽実験

提案する手法をテストベッド AUV "Tri-Dog 1"<sup>8)</sup> に実装し、生産技術研究所海洋工学水槽において実験を行った。

4.1 Tri-Dog 1

本ロボットは6基のスラストによりサージ、スウェイ、ヒーブ、ピッチ、ヨーの5自由度を制御可能である。本ロボットの性能緒元を Table 1 に示す。

環境センサはレンジセンサ、レーザ測距装置及びプロファイリングソナーの三種類を用いる。これらのセンサは Fig. 4 のように配置する。

レンジセンサは指向角 20° の音響ビームにより対象物までの距離を計測するセンサである。距離分解能は 1 cm であるが指向角が広くノイズの影響を受けやすい。本実験における有効距離は 5 m とした。

レーザ測距装置はシートレーザと CCD カメラにより構成され、光切断法により対象物形状を計測する<sup>3)</sup>。探知距離は短いですが水平方向に約 40° という広範囲の同時多点計測が可能であり、2 m 以内ではミリメートルオーダーの分解能を持っている。本実験における有効距離は 3 m とした。

プロファイリングソナーは指向角約 2° の音響ビームを水平方向に 360° スキャンするものであり、距離分解能は約 1 cm である。ステップ角は 2.4° であり、5.4 秒かけて一

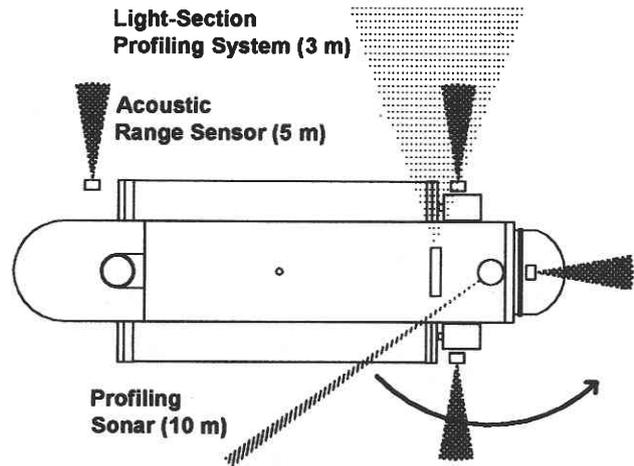


Figure 4. Arrangement of the perceptual sensors (Their range is shown in the parentheses).

周する。本実験における有効距離は 10 m とした。

4.2 実験方法

Fig. 5 のように構造物を配置した水槽で実験を行った。図中の記号 W1 ~ W9 はウェイポイントであり、また記号 M1 ~ M8 は構造物マップを作成するために位置計測を行った点である。

ロボットは Fig. 5 に示したスタート地点に遠隔操縦で誘

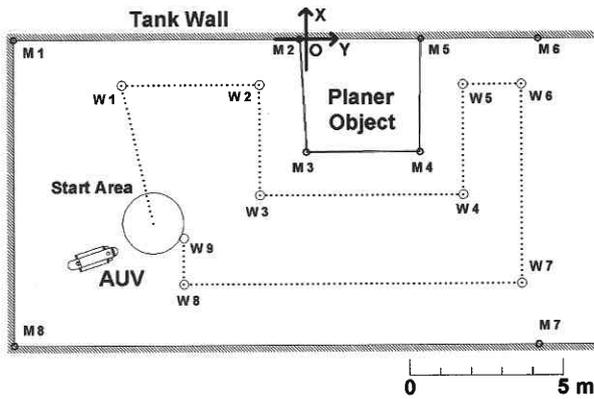


Figure 5. Experimental Setup (W1-W9: Way points, M1-M8: Measured points).

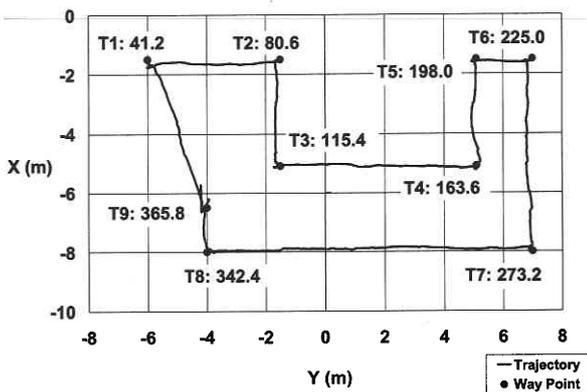


Figure 6. Estimated trajectory of the vehicle (The vehicle passed each way point at the time presented in seconds).

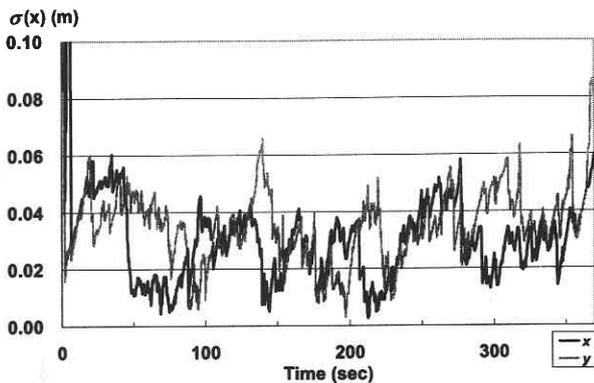


Figure 7. Standard deviation of the position of the particles.

導され、機首方向をほぼX方向に向けた状態で自律航行を開始する。まずは水平位置及び方位を保持したまま潜航し、オペレーション深度である3.6m付近に達した時点でパーティクルフィルタの初期化を行う。そして自己位置が収束したら経路計画に沿って航行を開始し、全てのウェイポイントを通じた時点で浮上、ミッション終了となる。ちなみにパーティクルフィルタのサンプル数は500、アッ

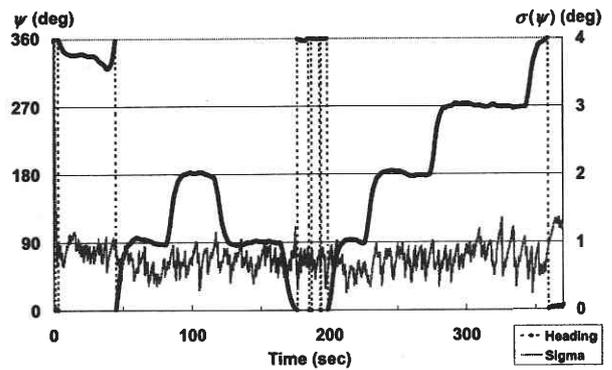


Figure 8. Estimated heading of the particles and their standard deviation.

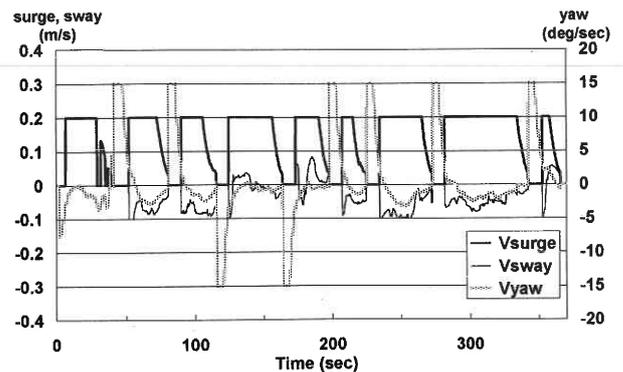


Figure 9. Velocity reference generated by the motion controller.

プデート周期は0.2秒とした。速度指令値のアップデート周期も0.2秒である。

### 4.3 実験結果

パーティクル  $s_t^{(i)}$  の位置として推定されたロボットの水平位置及びその標準偏差をそれぞれ Fig. 6 と Fig. 7 に示す。ここで Fig. 6 中の数字はパーティクルフィルタの初期化後何秒でそのウェイポイントに達したかを示している。Fig. 8 はパーティクル  $s_t^{(i)}$  の方位として推定されたロボットの機首方位とその標準偏差である。これらの図から、パーティクルフィルタの初期化後約5秒で自己位置が収束し、その後は水平位置の標準偏差が4cm、方位の標準偏差が0.8°程度で安定した測位が行われていることがわかる。

Fig. 9 はサージ、スウェイ、ヨーの速度指令値である。まず角速度のみ出力し、角度誤差が少なくなってから水平移動を始めていることがわかる。

## 5. ま と め

本研究では、水中ロボットの測位手法としてパーティクルフィルタを用いたセンサヒュージョンによる手法を提案した。また、与えられたウェイポイントを順次通過するための制御手法を提案した。そしてこれらの手法の有効性は水槽実験により示された。

本手法は既知の構造物周辺で行われる全てのミッション(構造物調査, 環境調査, 水産調査, 遺失物搜索, 事故調査, 土木工事関連調査, 機雷探査, 哨戒など)に応用可能である。また音響ランドマークをパーティクルフィルタに融合することでさらに広範囲, 高精度な自己位置推定が可能になるであろう。

今後は2004年10月に岩手県釜石市にて実海域実験を行い, 本手法を実海域に適用できるロバストなものに改良する予定である。

### 謝 辞

水槽実験を行うにあたり東京大学生産技術研究所の林研究室, 木下研究室の皆様にご協力をいただいた。ここに感謝の意を表す。

(2004年9月9日受理)

### 参 考 文 献

- 1) R. L. Wernli, "AUVs—A Technology Whose Time Has Come," Proc. UT02, pp. 309–314, 2002.
- 2) 白崎勇一: "AUV (自律航行型潜水ロボット) の運用技術," NAVIGATION, No. 158, pp. 66–75, 2003.
- 3) H. Kondo, T. Maki, T. Ura, Y. Nose, T. Sakamaki and M. Inaishi, "Structure Tracing with a Ranging System using a Sheet Laser Beam," Proc. UT04, pp. 83–88, 2004.
- 4) J. Kojima, "Cable Tracking by Autonomous Underwater Vehicle," Proc. SSC03, pp. 171–174, 2003.
- 5) F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, S. Thrun, "Monte Carlo Localization for mobile robots," Proc. ICRA1999, pp. 1322–1328, 1999.
- 6) 石岡淳之, 友納正裕, 坪内孝司, 油田信一, "オドメトリとLRFのスキャンマッチングを用いた移動ロボットの確率的自己位置推定とマップ構築," 日本機械学会 [No. 04–4] ロボティクス・メカトロニクス講演会 '04 公演論文集, 1 P 1-1-74, 2004.
- 7) 岡 兼司, 佐藤洋一, 中西泰人, 小池英樹, "適応的拡散制御を伴うパーティクルフィルタを用いた頭部姿勢推定," 電子情報通信学会 画像の認識・理解シンポジウム (MIRU 2004) 予稿集, pp. II-259–264, 2004.
- 8) H. Kondo, T. Ura and Y. Nose, "Development of an Autonomous Underwater Vehicle "Tri-Dog 1" Toward Practical Use in Shallow Water," Journal of Robotics and Mechatronics, vol. 13, no. 2, pp. 205–211, 2001.