

平成 19 年度 （財）港湾空港建設技術サービスセンター
研究開発助成報告書

助成番号：第 07-3 号 (平成 20 年 1 月 29 日付)

研究開発項目：番号 8 に関するもの

栈橋式構造物水中支持部の全自動点検手法

平成 21 年 4 月

東京大学生産技術研究所

浦 環
巻 俊 宏

目次

1	はじめに	1
2	本研究の目的	2
3	ジャケットに対する相対測位手法	2
3.1	音響センサ	3
3.2	画像センサ	4
3.3	状態推定手法	6
4	水槽実験	8
4.1	AUV Tri-Dog 1	9
4.2	実験方法	9
4.3	実験結果	10
4.4	まとめ	11
5	音響測位のシミュレーション	15
5.1	はじめに	15
5.2	ジャケット観測に適した音響測位手法の検討	16
5.3	シミュレーション手法	17
5.4	結果	18
5.5	まとめ	19
A	パーティクルフィルタ	22
A.1	概要	22
A.2	ベイズフィルタ	23
A.3	移動モデルと観測モデル	24
A.4	実装	26



図 1: 羽田空港 D 滑走路に使用されるジャケット (東京国際空港 D 滑走路建設外工事 現場 Photo Gallery, http://www.haneda-d.jp/d_now/photo.php)

1 はじめに

港湾施設や滑走路といった大規模な栈橋式水上構造物を安全に運用するためには、厳しい腐食環境にある床下・水中支持部の定期点検が不可欠である。しかしながらこのような大規模構造物の支持部は閉鎖空間に存在するとともに膨大な数に上るため、人間による点検は非効率かつ危険な作業となってしまう。例えば 2010 年度の完成を目指して建設が進められている羽田空港 D 滑走路においては、 $1,100 \times 500[\text{m}]$ の範囲に一辺約 $30[\text{m}]$ のジャケット (補強材付の栈橋ブロック、図 1 参照) が 198 基設置される予定である。建設中のジャケットの写真を図 1 に、平面配置図を図 2 に示す。

本研究では自律型水中ロボット (Autonomous Underwater Vehicle, AUV) を用いて栈橋式大規模構造物の水中支持部 (以下ジャケットと呼ぶ) の点検を全自動化することにより、このような危険な作業から人間を解放するとともに、点検作業の効率化・低コスト化を目指す。AUV はエネルギー源と頭脳を内蔵した水中ロボットであり、人間による遠隔制御を受けることなく全自動で長時間・広範囲を観測することができる。またケーブルが不要であるため観測対象に絡まる恐れがなく、効率的な観測経路を選択できる。このことは、棒状の部材が複雑に組み合わされているジャケットの観測において非常に有効な利点となる。

AUV は現在、主に学術調査や資源開発、軍事において実用化の時代を迎えているが、そのミッションは音響による地形探査や水質調査といった簡単なもの (ロボットの制御の観点から見た場合) に限られている。海底環境や人工物の観測 (特に画像観測) を行うためにはターゲットに対して最大でも数メートル以内の至近距離を保つ必要があり、AUV には的確な環境把握能力と位置制御能力が求められる。しかしながら先に述べたように AUV を人工物の点検に活用する利点は大きく、このようなナビゲーション手法についても研究が進められている [7][9][1]。

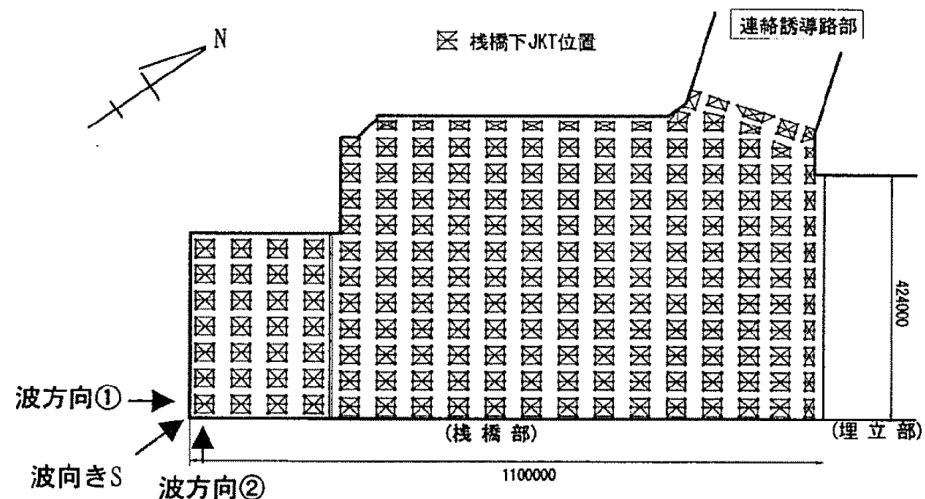


図 2: 羽田空港 D 滑走路架橋部におけるジャケット配置平面図 [11]

2 本研究の目的

本研究では AUV によるジャケット観測手法開発の第一段階として、AUV がジャケットに対する自身の相対位置をリアルタイムに推定する手法を提案する。ジャケット表面の画像観測ミッションへの適用を想定するが、本手法は音響による肉厚計測や周囲の海底面の深浅測量等にも応用可能である。開発は申請者らの所有する AUV「トライドッグ1号」を用いて試行錯誤的に行うこととし、最終的には水槽実験においてジャケットの模型を全自動で観測し、図 3 のようにジャケット表面のパノラマ画像を取得することを目指す。

またこのような大規模構造物を効率的に点検するためには、複数の AUV を同時に展開することが望ましい。用途の異なる複数台の AUV が協力することで、例えば AUV 1 によって画像観測を行い、その結果をもとに AUV 2 が異常箇所を詳細点検するといった応用が可能になる。また、AUV の充電・通信が可能な水中ドッキングステーションを用いることで、観測のたびに船で AUV を投入・回収する手間が省け、より効率的かつ効果的な観測が可能となる。そこで本年度は複数の AUV の協調や水中ステーション開発の前段階として、音響による水中測位手法に関する基礎的なシミュレーションを行う。

3 ジャケットに対する相対測位手法

水中環境では電波が届かず GPS が使用できないため測位手法が課題となる。一般には音響測位が用いられるが、これにはトランスポンダやピンガといった外部支援装置を設置する必要があり、また構造物周辺ではマルチパスによる精度悪化や音響的な影による測位不能領域の存在等の問題がある。

そこで本研究においては AUV に搭載した音響と画像による 2 種類の環境センサにより、観測対象であるジャケットそのものに対して自己位置・姿勢を推定する手法を提案する。ジャケットの形状や寸法などは既知であるため、AUV にはこの情報を環境マップとして事前に与えておく。この環境マップとセンサ計測値を比較することで、図 3 のように環境マップにおける自己位置をリアルタイムに推定することが可能となる。

音響センサは探知レンジは広いが分解能が低く、逆に画像センサは環境影響を受けやすくレンジに制限があるものの分解能は音響センサよりも高い。従ってこれら 2 種類のセン

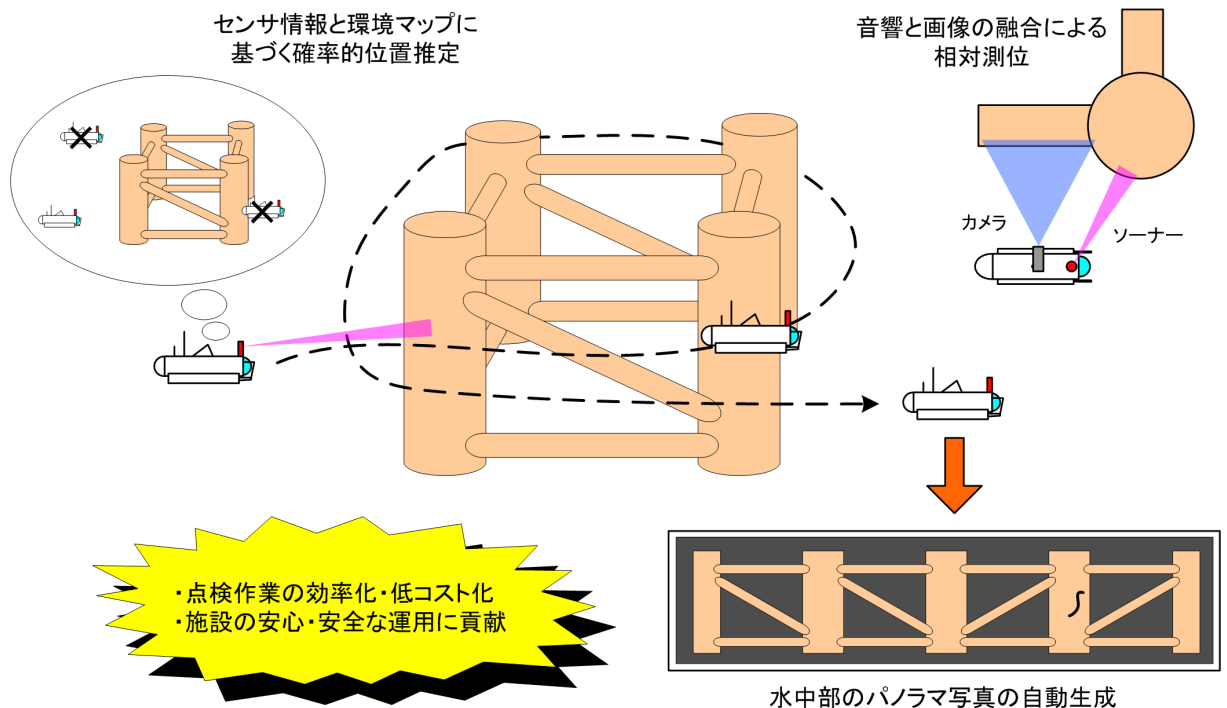


図 3: 自律型水中ロボットによる栈橋構造物水中支持部の全自動点検のイメージ

サを組み合わせることで、測位レンジと近距離での分解能を両立させ、またノイズに対してロバストな測位が可能になると期待される。

3.1 音響センサ

音響による環境センサとはいわゆるソナーであり、AUV とジャケットの位置関係に制限を設けないためには AUV の周囲を $360[\text{deg}]$ 全方向にわたってカバーすることが望ましい。プロファイリングソナー（以下プロファイラーと呼ぶ）とイメージングソナー（以下イメージャーと呼ぶ）はどちらも単一の音響ビームで周回スキャンすることが可能であるが、プロファイラーは円錐状の非常に細いビーム（ペンシルビーム）を用いるのに対し、イメージャーはスキャン方向に対して垂直に広がったビーム（ファンビーム）でスキャンするという違いがある。

これら 2 種類のソナーのジャケット認識性能を比較するために水槽実験を行った。図 4 に水槽実験の様子を、表 1 に使用したセンサーの詳細を示す。図 5 はイメージャーによって 2 m の距離に斜め 45 度に傾けて吊るしたターゲット（直径 0.32 [m] の塩ビパイプ）を計測した結果である。ターゲットが中空の円筒であったため、ソナーに近いほうの壁面と、遠いほうの壁面とでそれぞれ反応が得られている。右側に出ている小さな反応はターゲットを吊ったロープによるものである。

ターゲットまでの距離、ターゲットの吊り下げ角度をさまざまに変えた場合の計測結果を表 2 に示す。計測値の定義は図 5 に示したように、ソナー本体からターゲット中央までの距離を r 、反応が得られた範囲の角度を θ とする。ターゲットの設置方法について、 d は計測ジグからターゲットまでの距離、方向はターゲットの傾き、 ΔZ はソナーの計測面とターゲットの深度オフセットである。この結果から以下のことがわかる。

- プロファイラーは距離 1.5 [m] 以内でターゲットが斜めの場合、距離 5 [m] で深度オ

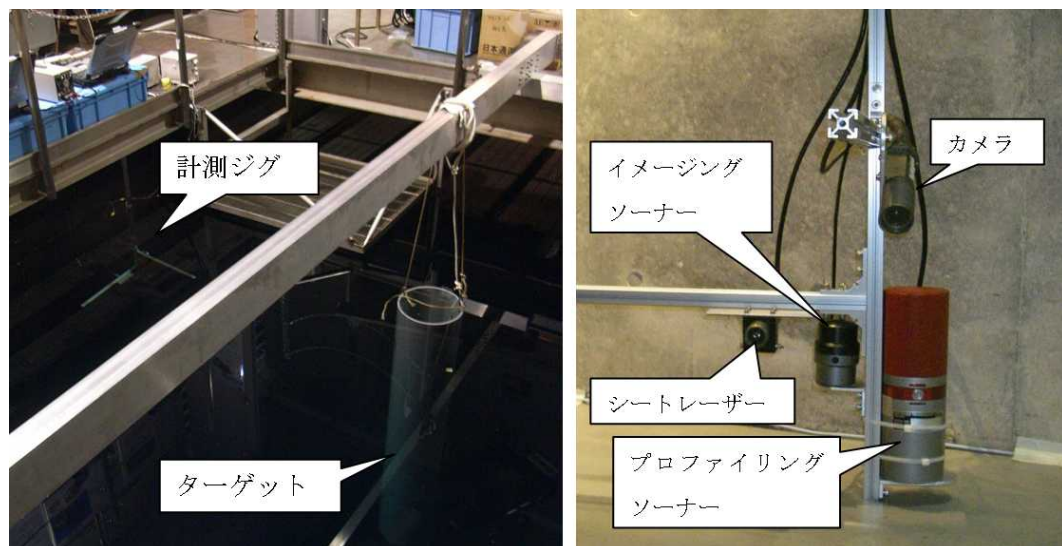


図 4: センサ性能試験の様子（左：水槽への設置状況 右：計測ジグ）

表 1: 実験に使用したセンサ

機器タイプ	形式	特徴
プロファイリングソナー	IMAGENEX 881A Profiler	675 kHz, Beam width 2.1° (conical)
イメージングソナー	Tritech Micron	700 kHz, Beam width 35° (vertical) x 3° (Horizontal)
シートレーザー	CROWN CRGS-1015L60D	20mW, 532nm
カメラ	SONY XC999	NTSC

フセットがある場合の計測に失敗している。

- イメージャー、プロファイラーともに計測に成功した場合はほぼ正しい距離が得られた。
- 角度範囲 θ は全体的にイメージャーのほうがプロファイラーよりも大きい。
- イメージャーにおいては鉛直よりも斜めのほうが θ が大きくなる傾向があるのに対し、プロファイラーは鉛直よりも斜めのほうが θ が小さくなっている。

以上の考察から、両者ともターゲットを正しく計測することができるが、ビームの広いイメージャーのほうがターゲットの深度オフセットや角度の違いに対してロバストであることがわかる。一方で、プロファイラーのほうが角度分解能の高い計測が可能であることも確認された。ジャケット構造物の柱の間隔はAUVの大きさ、要求される測位精度に対して非常に大きいため、本研究で想定する用途においては位置・角度オフセットに強いイメージャーがプロファイラーよりも適していると考えられる。

3.2 画像センサ

画像センサはカメラとシートレーザーから構成される。シートレーザーとは線状に広がるレーザーであり、図 6 のようにターゲット表面に投影されたレーザーの線が画像に写る位置によってターゲットの位置・形状を計測する。この方法は光切断法と呼ばれ、水中計測に応用された実績がある [9][4]。図 6 において、レーザーが当たっている点 $P(x, y)$ の座標はカメラ画像上の点 $p(l, m)$ から以下の式によって計算される。ただしカメラ画角の半

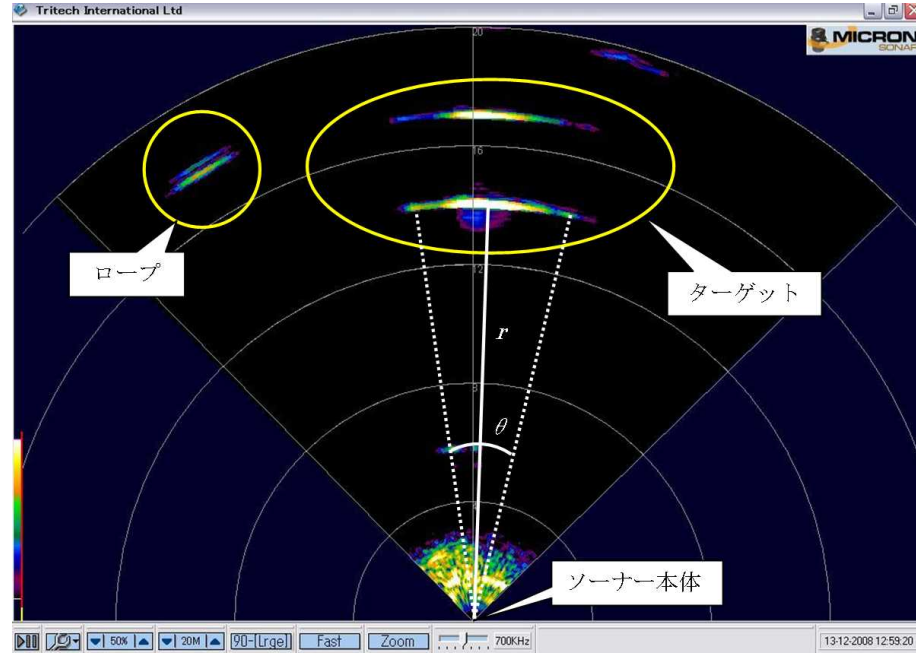


図 5: イメージャーによる計測例

表 2: ソナーによる計測結果 (×は計測失敗を表す)

ターゲット設置方法			r (m)		θ (deg)	
d (m)	方向	∠Z (m)	Imager	Profiler	Imager	Profiler
1.0	鉛直	0.0	0.9	0.9	25.2	10.8
	斜め	0.0	0.9	×	23.4	×
1.5	鉛直	0.0	1.4	1.4	16.2	12
	斜め	0.0	1.4	×	18	×
2.0	鉛直	0.0	1.9	1.9	19.8	13.5
	斜め	0.0	1.9	1.9	21.6	2.7
	水平	0.0	1.8	1.9	21.6	2.4
5.0	鉛直	0.0	4.8	4.9	19.8	12.6
	斜め	0.0	5.0	4.9	27	9.6
	水平	0.0	4.8	4.9	16.2	9.6
	水平	1.0	5.0	×	23.4	×

値を θ_c (縦方向) , ϕ_c (横方向) , カメラ光学中心の測位座標系における位置を $C(0, y_c, z_c)$ とする。

$$x = \frac{z_c \tan \theta_c}{l_c} \cdot \frac{m_c - m \tan \phi_c \tan \phi_A}{m_c \tan \phi_A + m \tan \phi_c} \cdot l \quad (1)$$

$$y = Z_c \cdot \frac{m_c - m \tan \phi_c \tan \phi_A}{m_c \tan \phi_A + m \tan \phi_c} + y_c \quad (2)$$

カメラによって撮影されたターゲットの画像を図 7 に示す。ターゲットまでの距離は 1 [m]、1.5 [m]、2 [m] の三パターンであり、ターゲットは全て直立している。暗くて見にくい画面中央にターゲットがあり、上部にシートレーザーによって投影された緑色の線が写っている。この画像からレーザー領域を抽出するために、まずは画像を RGB の三色に

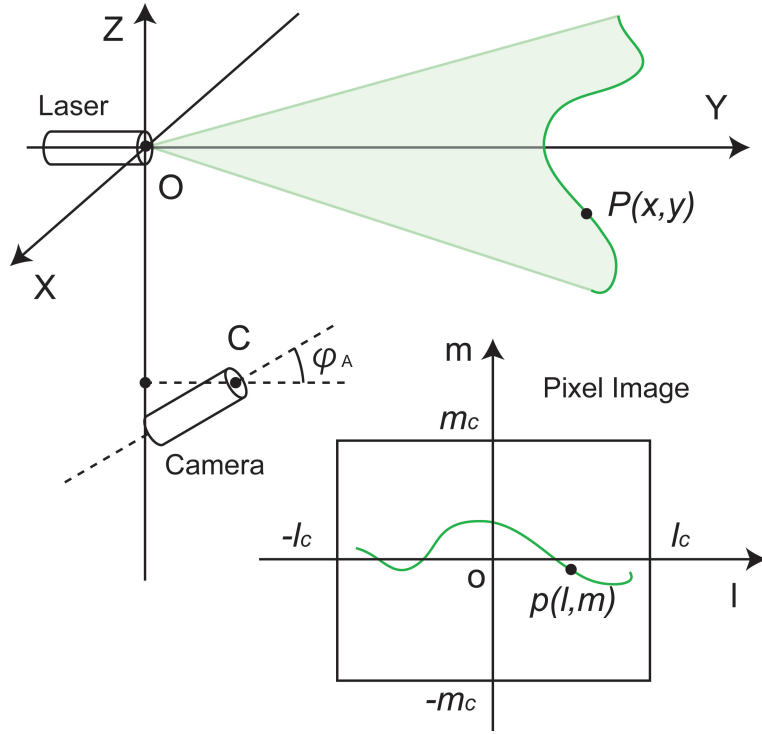


図 6: 光切断法

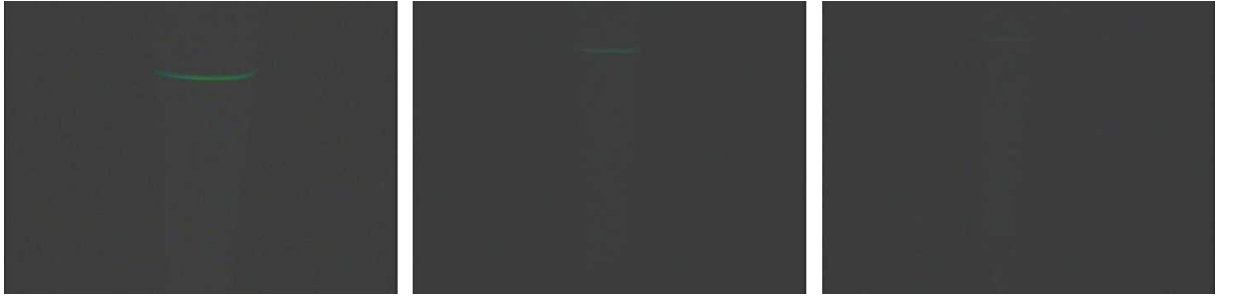


図 7: カメラによる撮影画像 (ターゲットまでの距離 左 1 [m]、中央 1.5 [m]、右 2 [m])

分解して緑色成分のみを取り出した。これはレーザーの色である緑色を抽出しやすくするためである。次にカメラの歪みの影響をあらかじめ計測しておいたパラメータに従って補正し、二値化処理によって明るい領域を抽出した。最後にあらかじめ縦方向の格子状に作成した領域との積を取ることで点の集合として取り出した。結果を図 8 に示す。図 9 は、図 8 から式 1, 2 に従って計算したターゲットまでの距離である。それぞれの距離に設置したターゲットの断面形状も合わせて示した。本図から、ターゲットまでの実際の距離や形状によく合致していることがわかる。

3.3 状態推定手法

三次元空間における AUV 状態は

$$X = \{x, y, z, \theta, \phi, \psi\} \quad (3)$$

と定義できる。鉛直方向の位置 z は深度計ないし高度計による、ロール角 θ とピッチ角 ϕ は姿勢センサによる直接計測が可能である。一方で水平位置 x, y と方位 ψ に関しては安

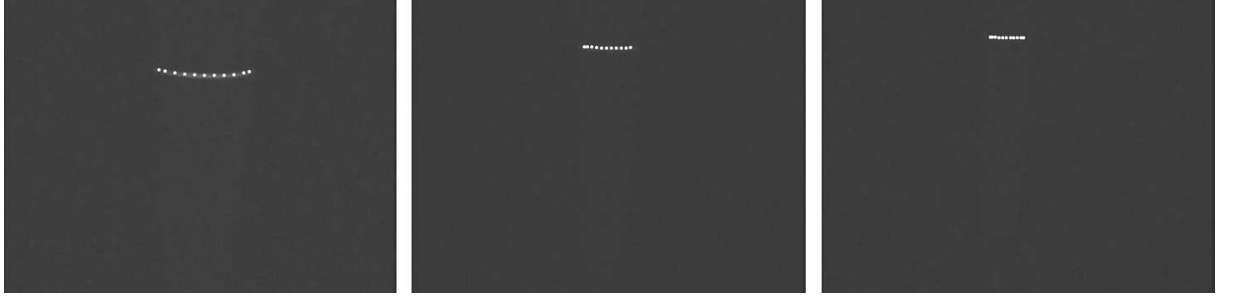


図 8: 抽出されたレーザー領域 (ターゲットまでの距離 左 1 [m]、中央 1.5 [m]、右 2 [m])

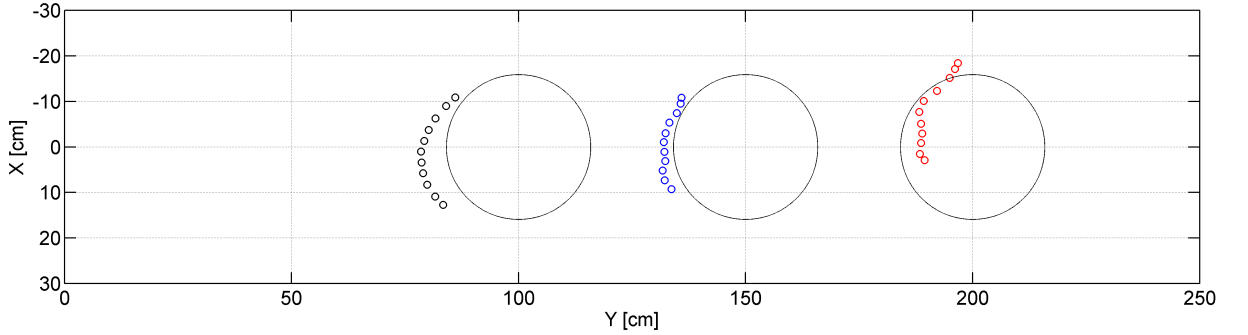


図 9: 光切断によるターゲット位置の推定結果 (ターゲットまでの距離 黒: 1 [m] 青: 1.5 [m] 赤: 2 [m]。推定されるターゲットの位置を円で示す。)

定した直接計測ができないため、複数のセンサ情報ならびに環境マップを用いて、パーティクルフィルタにより確率的に求める。パーティクルフィルタとはモンテカルロ法によるベイズフィルタの実装手法であり、任意の確率分布を扱えることや、サンプル数の変更により計算負荷と性能を調整できるという利点がある。このため水中・陸上を問わず移動ロボットの状態推定手法として広く用いられている [5]。

状態推定の流れを図 10 に示す。まず、AUV 状態の候補である各サンプル s^i を、水平速度の計測値 \dot{x} ならびに方位角速度の計測値 $\dot{\psi}$ に従って移動する (Prediction)。これはデットレコニング測位に相当し、サンプルごとに独立なノイズを加味することで、センサの計測誤差を反映させる。次に、環境センサによる計測値と環境マップを比較することで各サンプルの重み付けを行う (Observation)。マップと計測値が合致するサンプルほど尤度が高いため、大きな重みを与える。最後に重みに従ってサンプルを再配置することで一回の測位が終了する。代表値としてはサンプルの重みつき平均を用いる。

環境マップ M は、ジャケット状構造物を表現するために 3 次元空間における円柱の集合として定義する。ただし計測値との比較には AUV の深度 z における断面 $M(z)$ を用いる。断面形状は円柱の傾きによって決まり、鉛直ならば円、水平ならば長方形、斜めであれば楕円となる。ただし円は楕円の特殊型 (二つの焦点が同じ場合) と考えられるので、楕円と長方形の二種類を考えればよい。

図 10 の計測値 p_j の尤度 L_j は以下の式によって与える。

$$L_j = \min \left(A_j \exp \left(-\frac{(d_j - D)^2}{2\sigma_j} \right), 1 \right) \quad (4)$$

但し d_j は p_j から楕円を定義する二つの焦点 f, f' までの距離の和、 D は楕円上の点から f, f' までの距離の和であり、楕円によって決まる定数である。 $A_j (> 1), \sigma_j$ はノイズの影響

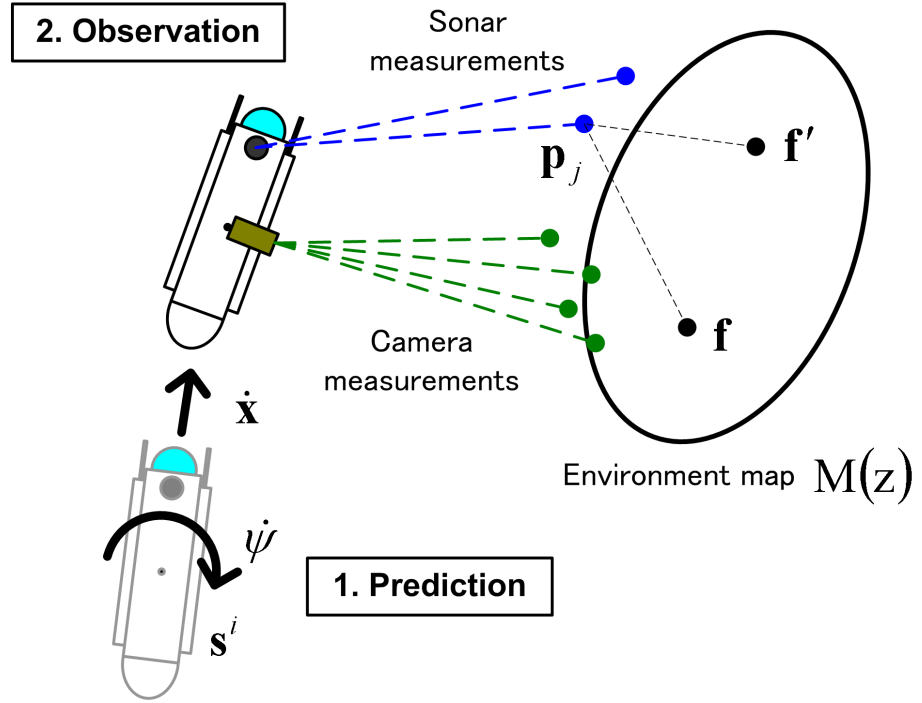


図 10: 状態推定の流れ

表 3: Tri-Dog 1 に搭載された環境センサの仕様

Sensor Type	Imaging sonar	Light-section ranging system
Device	IMAGENEX Micron	SONY XC555 (Camera) CRGS-1015L60D (Laser)
Range [m]	10	~2
Resolution [mm]	50	~23
Measuring frequency [Hz]	10	1
# of samples per measurement	1	10

響を評価するためのパラメータであり、センサごとに決定する。環境マップが長方形の場合、焦点までの距離の代わりに長方形を形成する線分までの距離を用いる。また、断面が複数の場合は L_j が最大となる断面を採用する。最終的に、サンプル s^i の重み w^i は式 4 によって求めた画像、音響センサの全計測値の尤度の積として以下の式により決定する。

$$w^i = \prod_{j=1}^n L_j \quad (5)$$

4 水槽実験

提案手法の有効性を検証するために、AUV Tri-Dog 1 を用いた水槽実験が行われた。提案手法を実装した Tri-Dog1 に水槽に沈めたジャケット模型を周回させ、ロボットがリアルタイムに推定した自己位置と外部から計測した結果を比較することで測位精度の検証を行った。

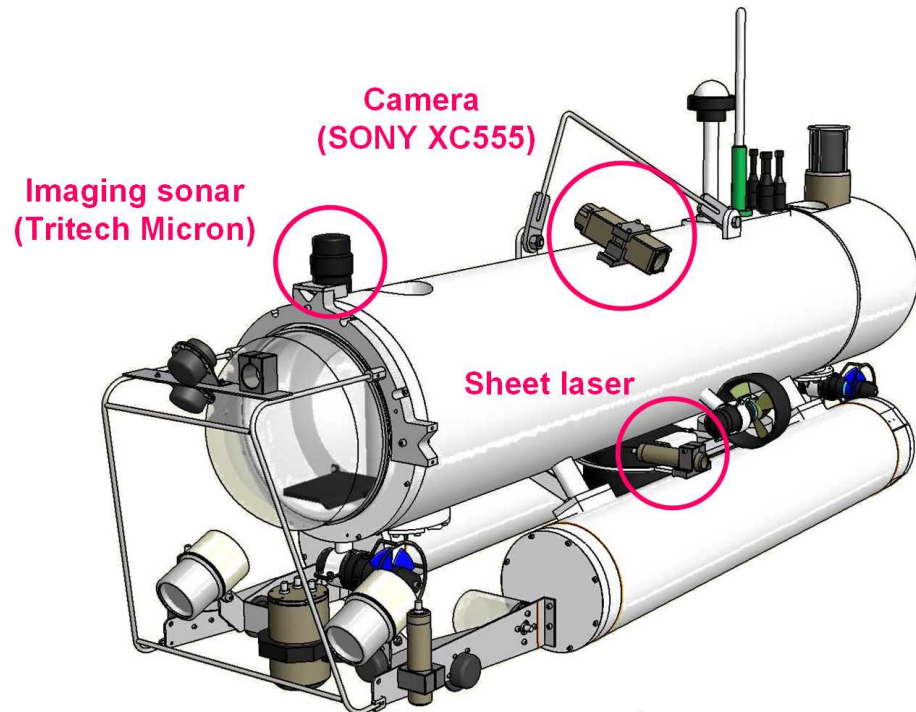


図 11: 環境センサの配置

4.1 AUV Tri-Dog 1

AUV Tri-Dog 1(以後ロボットと称す)は1999年に東京大学生産技術研究所海中工学研究センターで開発された全長約2[m]のホバリング型AUVであり、6台のスラストによってサージ、スウェイ、ヒープ、ヨーの四自由度を制御することができる。速度センサとしては、海底面に音波を出し反射波のドップラーシフトから対地速度を求めるドップラ式対地速度計(Doppler Velocity Log, DVL)を、方位角速度センサとしては光ファイバジャイロ(Fiber Optic Giro, FOG)を搭載している。DVLは海底からの高度の計測にも使用する。その他の航法センサとしては深度計と姿勢センサを搭載している。

環境センサの主なスペックを表3に、ロボットに搭載された様子を図11, 12に示す。音響センサはソナー単独での性能評価試験でも使用したMicronであり、ロボットの周囲360[deg]の周回スキャンを行う。本ソナーは最大100[m]まで探知可能であるが、レンジを短くするほど一回の計測にかかる時間を短縮できるため、計測レンジは10[m]に設定した。1.8[deg]間隔で計測し、およそ20[sec]で一周する。光切断による測位装置はロボットの中央部に左を向けて設置した。レーザーの波長は水中での透過性が高い緑色(波長532[nm])である。分解能はカメラとレーザーの位置関係、カメラの画角、ピクセル数によって決まり、本実験においては距離1[m]で7[mm]、距離2[m]で23[mm]である。計測レンジは光量や濁度等の環境条件に大きく左右される。

4.2 実験方法

まず水槽にジャケットの模型を設置した。模型は外径318[mm]・長さ4[m]の塩ビパイプを垂直に立て、その根元に外径216[mm]・長さ4[m]の塩ビパイプを斜めに接続したものである。水槽の水深は5[m]であり、模型は台座およびロープにより底から1[m]の高さに固定した。ジャケット模型の配置を図13に示す。

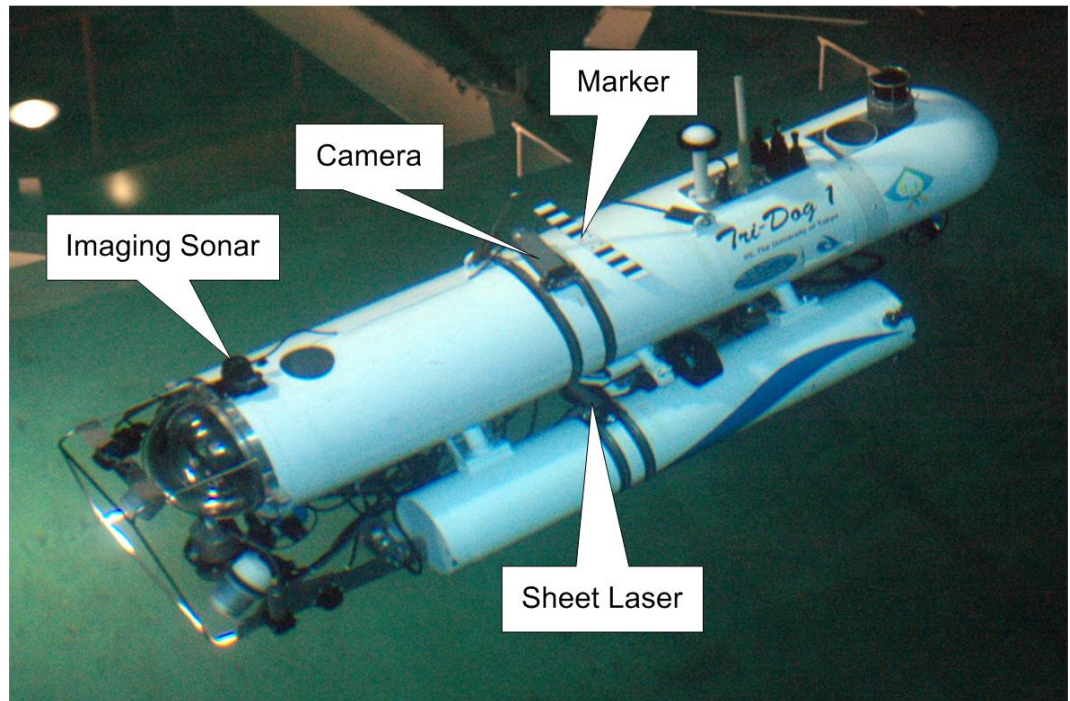


図 12: 実験中の Tri-Dog 1

ロボットは模型から約 8 [m] 離れた地点で潜航し、提案手法による測位を行いながら、環境マップ上にあらかじめ指定したウェイポイントに沿って速度 0.15 [m/s] で移動する。ウェイポイントは図 14 に示すように、鉛直柱を回るルート 1 と、斜めの柱を回るルート 2 の 2 種類を設定した。両ルートとも周回数は 10、ロボットの高度は底から 2.8 [m] とした。パーティクルフィルタのサンプル数は 300、更新周期は 5 [Hz] とした。

図 7 の 14 地点に赤色レーザーを真下向きに出しておき、ロボットが下を通過した時の位置を外部から計測する。そして、その瞬間にロボットが推定した自己位置と比較することで測位精度を検証する。図 15 は実験中の様子であり、ロボット中央上部に真位置計測用のレーザーポイントが当たっていることがわかる。また、鉛直柱にはロボットが照射したシートレーザーが映っている。

4.3 実験結果

実験結果を図 16、17 に示す。赤丸はレーザーによって外部から求めたロボットの位置とロボット自身の推定結果の差であり、外部から計測するときの誤差を考えなければ、真の測位誤差と見なすことができる。一方、青線はパーティクルフィルタのサンプルの標準偏差であり、ロボットによる測位結果についてロボット自身が考える確からしさを意味する。どちらの図においても測位誤差は 0.1 [m] 前後に収まっており、画像観測による撮影範囲を考えれば、ジャケットの点検において十分な測位精度であると言える。また、一部を除いてサンプルの標準偏差の 2 倍以内に収まっていることから、提案手法によって測位誤差を正しく見積もることができたと結論する。ルート 2 よりもルート 1 のほうが測位誤差が小さい理由として、ルート 2 では柱が斜めであったため、高度の計測誤差やロボットの姿勢変化により断面形状が環境マップとずれたことが挙げられる。また、全体的な誤差の原因としては環境マップと実際のモデルの誤差を考慮する必要がある。

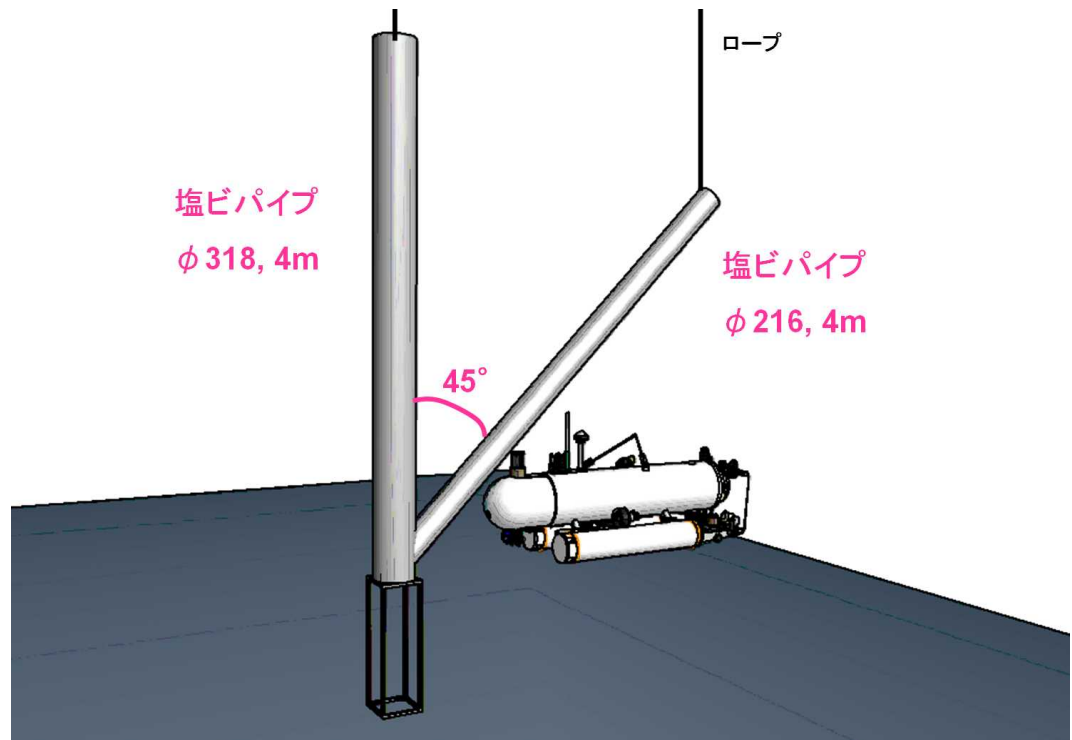


図 13: ジャケット模型

4.4 まとめ

本研究では、ジャケット状の水中構造物を AUV により全自動観測するための測位手法として、音響と画像の組み合わせによりジャケットに対する自己位置をリアルタイムに推定する手法を提案した。そして実際の AUV を用いた水槽実験により、10 [cm] 程度の測位誤差でジャケットの観測ができることを確認した。今後の課題として、ロボットの位置・姿勢変化や音響ビームの広がりを考慮した環境マップの与え方や、観測目的に応じた自動経路生成手法などが挙げられる。

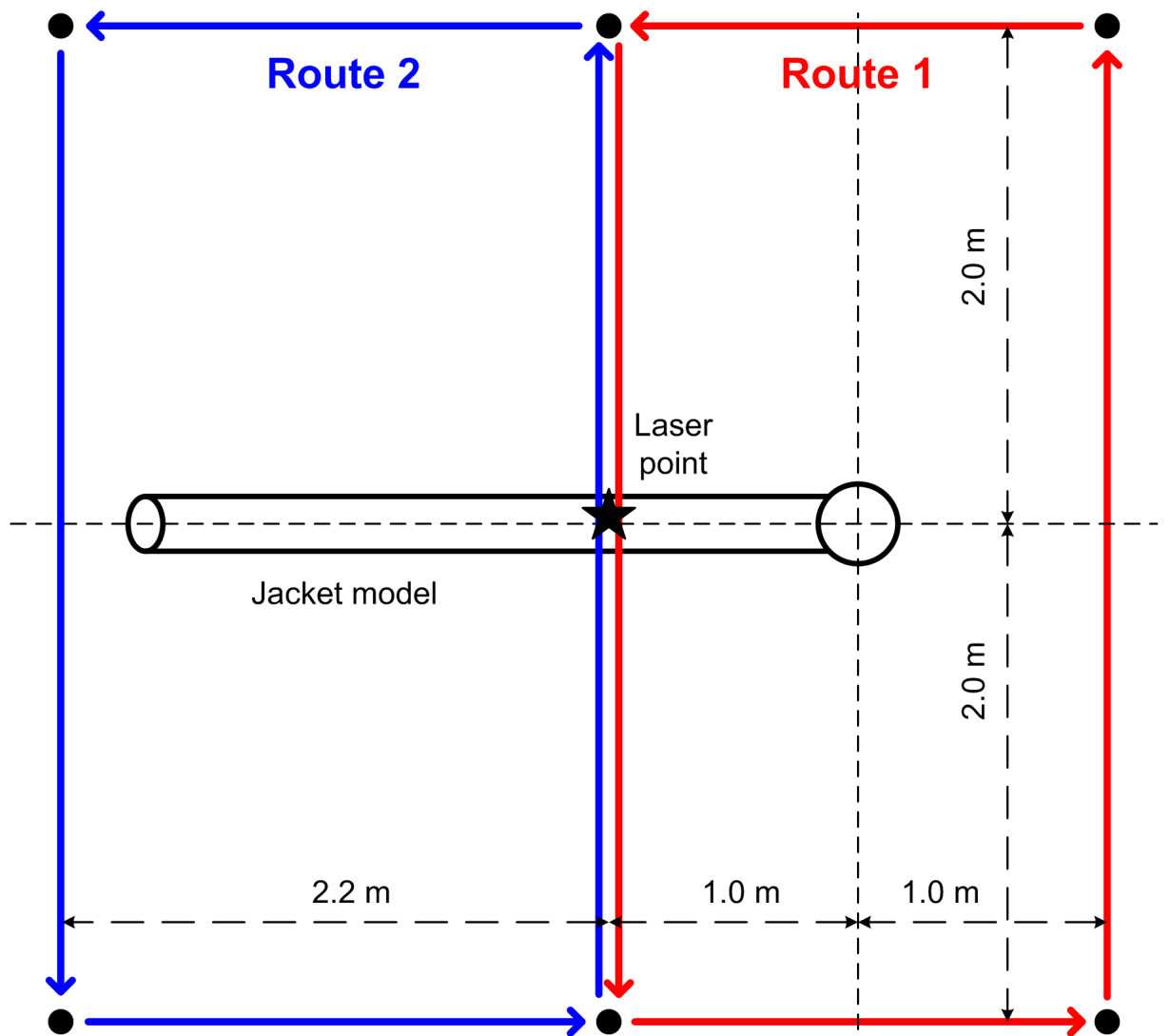


図 14: AUV の周回ルート

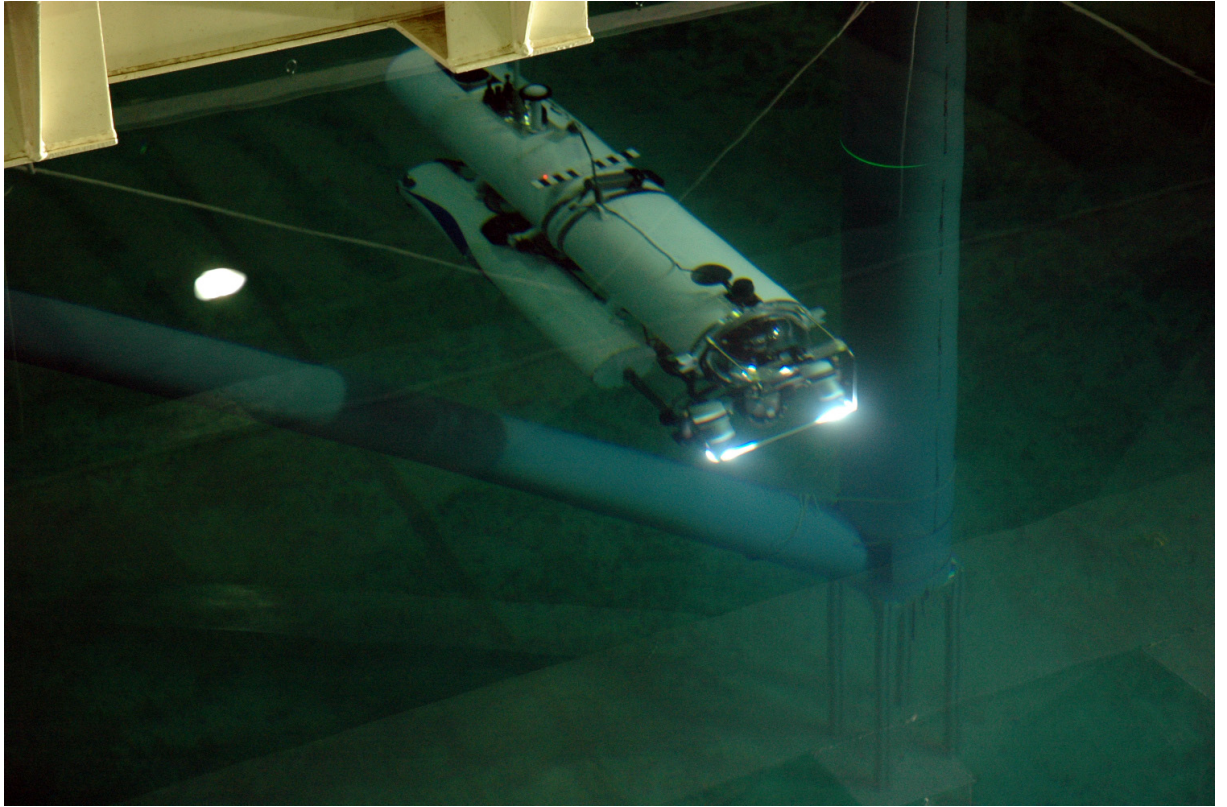


図 15: ジャケット模型の間を通過する Tri-Dog 1

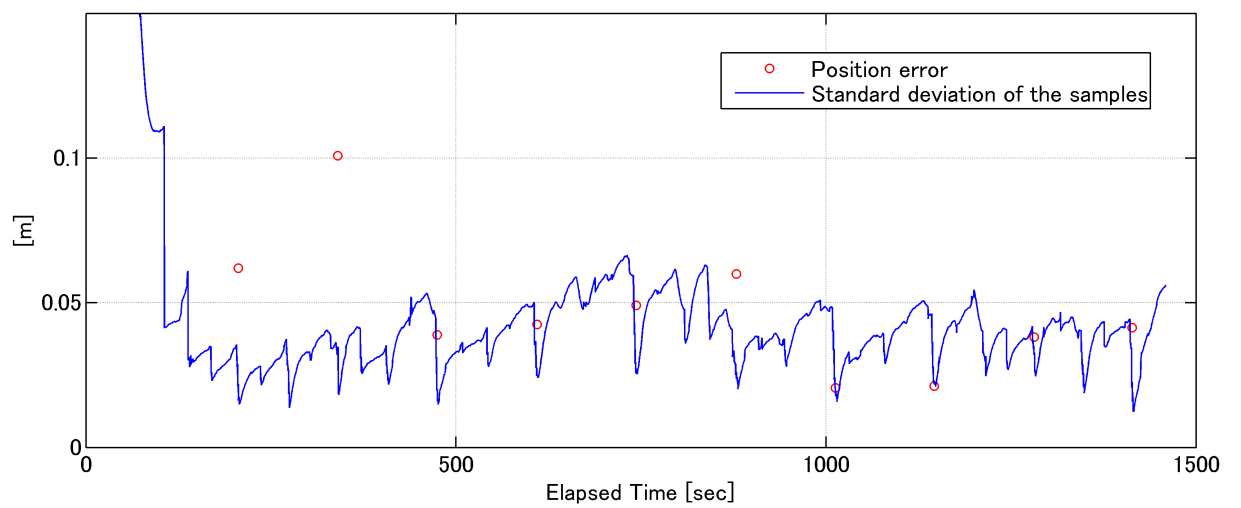


図 16: 測位誤差とサンプルの標準偏差 (ルート 1)

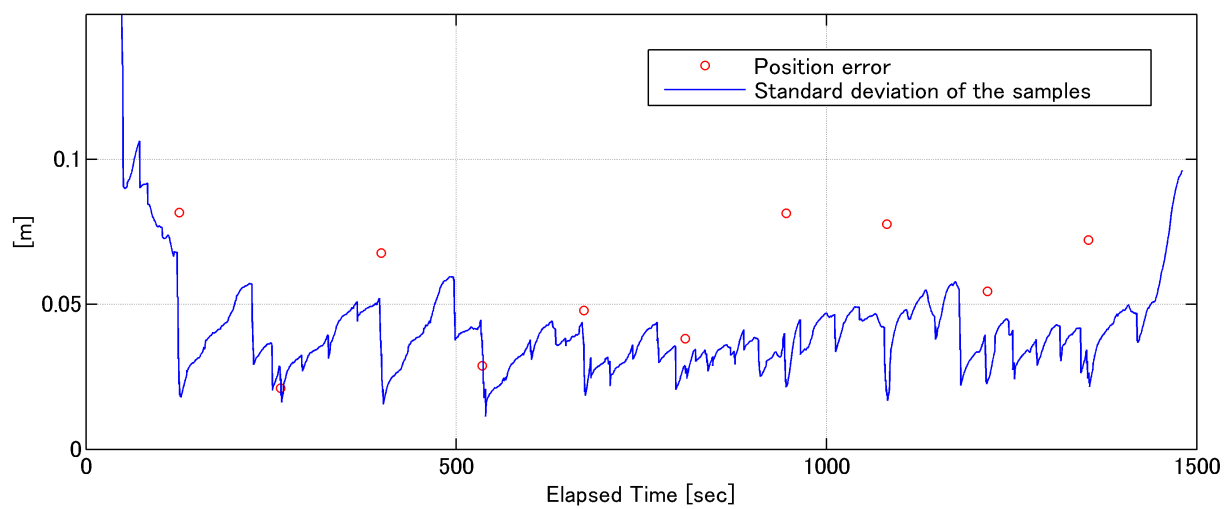


図 17: 測位誤差とサンプルの標準偏差 (ルート 2)

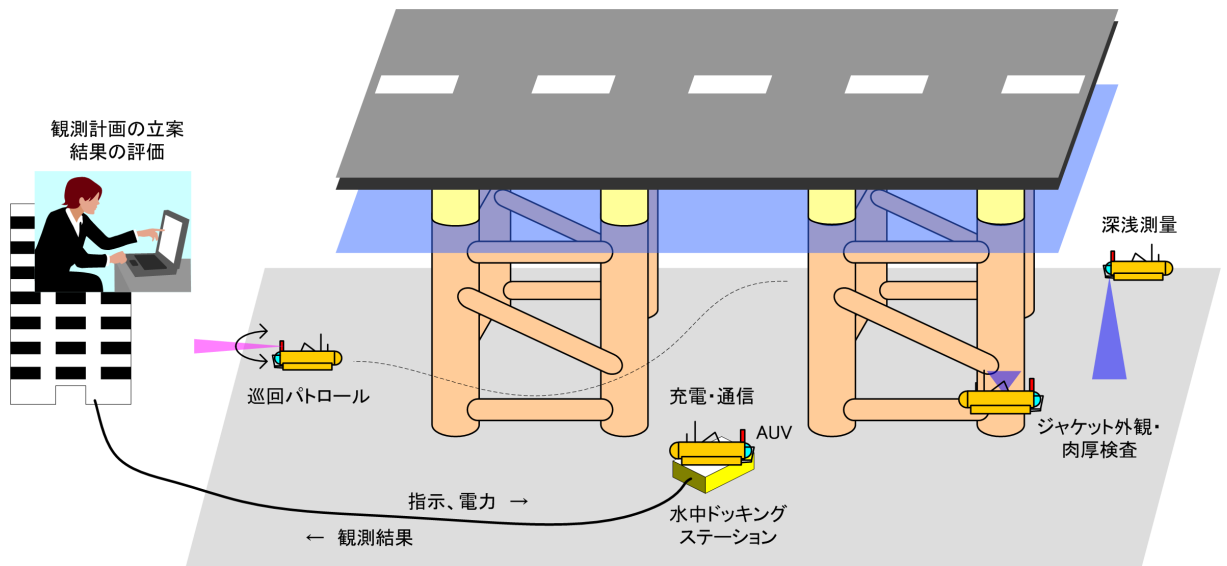


図 18: 複数の AUV と水中ドッキングステーションによる全自動観測

5 音響測位のシミュレーション

5.1 はじめに

AUV によるジャケット観測をより効率的に行うための方策として、複数の AUV を同時展開することや水中ドッキングステーションを設置することが考えられる。複数の AUV が連携して観測することで、単独よりも広範囲を効率的にカバーすることができる。また、同時性が求められる活動（パトロールなど）には特に有効であろう。水中ドッキングステーションとは AUV がドッキングして充電・情報のやり取り等を行う装置であり、これを水中に置くことで、観測のたびに船を出して AUV を投入・回収する手間が省ける。将来的には図 18 に示すように、人間は一切現場に行く必要なく、構造物の保守点検が可能になると期待される。

複数の AUV が協調して作業をするためには、AUV 同士が相互に情報交換ならびに相対位置計測を行わなくてはならない。また、水中ドッキングステーションに正しくドッキングするためには、AUV はステーションとの相対位置関係を正確に把握する必要がある。さらに観測中の AUV とドッキングステーション間で通信ができれば、人間は遠隔地にしながら、ドッキングステーションを通して観測中の AUV の位置や状態を把握することが可能になる。

水中では電磁波の減衰が大きいので、数メートル以上の距離で通信・測位を行うためには音波を用いる必要があるが、音波は電波と比べると周波数が小さく速度も遅いため、通信容量が小さいとともに測位精度が悪く、また環境影響が大きいという欠点がある。

本研究では、既存の音響測位手法の簡単なモデル化を行うとともに、AUV の航法センサと組み合わせた場合に得られるであろう測位精度をシミュレーションによって推定する。同時に、安定したジャケット観測ミッションを行うために必要となる音響測位装置の仕様について検討する。

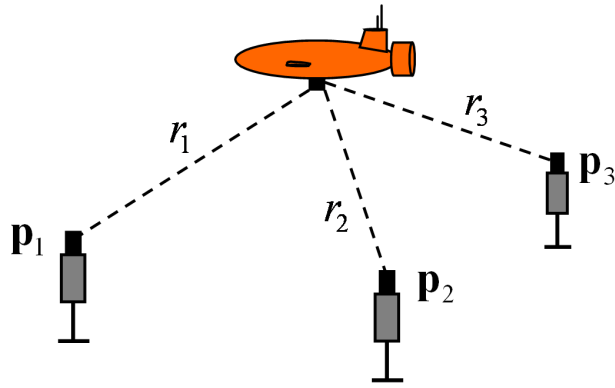


図 19: LBL の計測原理

5.2 ジャケット観測に適した音響測位手法の検討

音響測位は水中に設置されたトランスポンダなどの音響基準局に対する相対位置を求める手法である。トランスポンダとは質問信号を受信したら一定の間隔において応答信号を発信する装置であり、質問信号を送信してから応答信号を受信するまでの時間から相対距離を求めることができる。現在使われている音響測位手法は主に以下の三種類である [12]。

1. LBL(Long Base Line): 図 19 のように海底に設置した複数の音響基準局までの相対距離を元に測位する手法。測位精度が比較的高く測位レンジも広いが、音響基準局を海底に設置し、その位置を高精度に計測しておく必要がある。基準局間の距離（ベースライン）が長い因此この名がついた。
2. SBL(Short Base Line): 海底に設置された単一の基準局からの応答信号を AUV に搭載した複数のハイドロフォン（水中マイク）で検知し、その時間差から基準局との位置関係を求める手法。海底に設置する基準局が一台で済むため LBL よりも簡便であるが、ベースラインが短いため精度は良くない。図 20 参照。
3. SSBL(Super Short Base Line): SBL と同様に単一の基準局との相対位置を求めるが、SBL よりもハイドロフォンの間隔を短くし、応答信号の時間差ではなく位相差によって基準局までの距離と方位を求める。USBL (Ultra Short Base Line) と呼ばれることもある。ベースラインが短いため測位精度は良くないが、実装が容易で効率のよい測定ができる。図 21 参照。

上述の手法の中では LBL 方式が計測精度・範囲ともに優れているが、複数の固定基準局に対する相対測位手法であるため、AUV 間の相対位置を直接計測することはできない。水中ステーションとの位置計測には LBL が有効と考えられるが、システムのコストや実用性を考えると、単一のシステムで AUV 間ならびに水中ステーション間の両者の通信をカバーできることが望ましい。従って、SBL 方式ならびに SSBL 方式を候補とする。

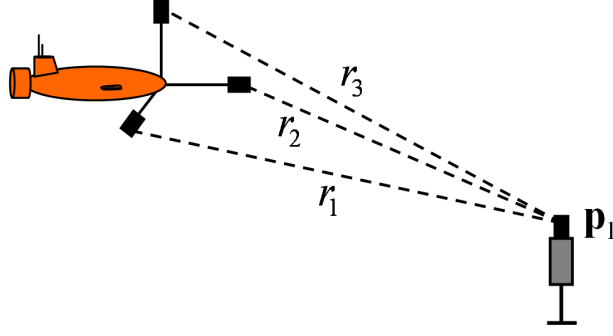


図 20: SBL の計測原理

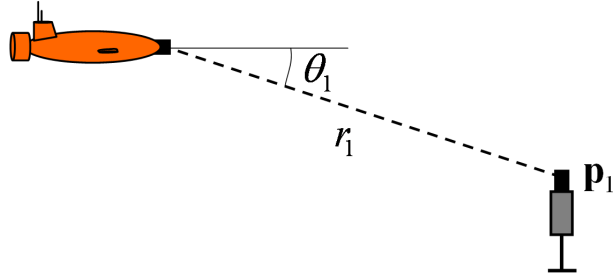


図 21: SSBL の計測原理

5.3 シミュレーション手法

5.3.1 測位モデル

SBL 方式は AUV から見た基準局の相対位置を求める手法であるが、AUV・基準局間の距離がハイドロフォン間の距離よりも十分に大きければ、SSBL 方式と同様に基準局までの距離と方位を求める手法として考えることができる。また、シミュレーションは 2 次元平面で考えることにする。これは、一般にジャケット構造物の水平方向の広がりに対して水深は非常に浅いためと、AUV の深度は圧力計により、高度は高度計によって精度良く計測することができるためである。

図 22 のように、測位座標系における AUV の真の位置を \mathbf{x} 、音響基準局の真の位置を \mathbf{p} としたとき、AUV が音響測位によって計測できるのは AUV から見た基準局までの距離 r と方位 α である。測位誤差を考え、計測値 \bar{r} 及び $\bar{\alpha}$ は以下の式によって与える。

$$\bar{r} \sim N(r, \sigma_{r0} + \sigma_{r1}r) \quad (6)$$

$$\bar{\alpha} \sim N(\alpha, \sigma_{\alpha}) \quad (7)$$

ここで $\sim N(a, b^2)$ は平均 a 、標準偏差 b の正規分布に従うという意味である。音響測位による位置更新の周期は T_a とする。

AUV に搭載される航法センサとしては Tri-Dog 1 と同様にドップラ式対地速度計と方位角速度計を考え、水槽実験の結果（文献 [8] の A.4 節参照）から以下の測位モデルを用いる。

$$\bar{u} \sim N(u, \sigma_{u0} + \sigma_{u1}\sqrt{|\mathbf{v}|}) \quad (8)$$

$$\bar{v} \sim N(v, \sigma_{v0} + \sigma_{v1}\sqrt{|\mathbf{v}|}) \quad (9)$$

$$\bar{\omega} \sim N(\omega, \sigma_{\omega}) \quad (10)$$

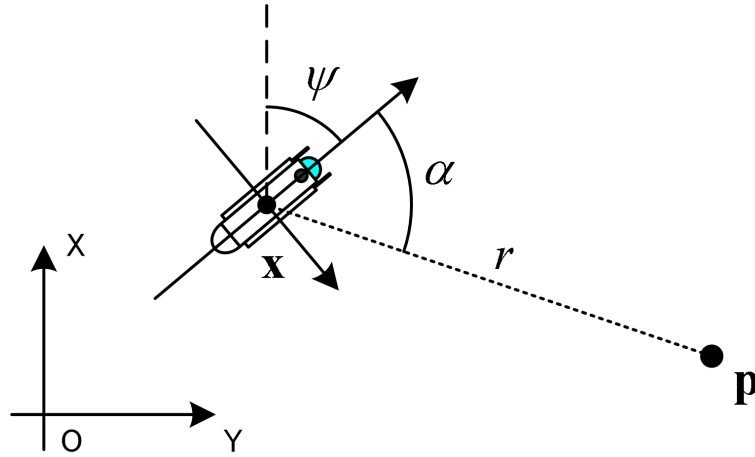


図 22: 音響測位モデル

ここで u, v は AUV の対地水平速度 v のうち、それぞれ前進方向の成分（サージ）と横方向の成分（スウェイ）である。 ω は方位角速度である。航法センサによる位置アップデートの周期（デットレコニング周期）は T_n とする。

5.3.2 環境設定

水中ドッキングステーションに基準局が設置されているものとし、AUV は図 23 に示すルートで移動するものとする。これはジャケット構造物周辺の深浅測量ならびにパトロールを想定したルートである。このとき、上述の測位モデルを使用した場合の AUV の測位誤差の遷移をパーティクルフィルタによって推定する。パーティクルフィルタは第 3.3 節で述べた確率的状態推定手法であり、航法センサと音響測位など、性質の異なるセンサ情報から状態推定を行うことができる。シミュレーション開始時は全てのサンプルが同じ位置・方位を所持しているものとする。これは、移動開始時の AUV 状態は完全にわかっているという仮定を表す。

各種パラメータを表 4 のように設定する。航法センサの測位誤差については水槽実験（文献 [8] の A.4 節参照）の結果に従って決定した。音響測位の誤差は、現在使われている音響測位の精度をもとに決定した。

5.4 結果

シミュレーション結果を図 24 及び 25 に示す。両者とも青い実線が実際に AUV が通過したルートであり、パーティクルフィルタによる位置推定結果を 200m おきに示した。この点の集合が AUV が移動中リアルタイムに推定した自己位置であり、ばらつきが大きいほど推定が曖昧であることを示す。

図 24 は音響測位無しの結果であり、AUV はドップラ式対地速度計と方位角速度計のみで位置推定を行っている（デットレコニング）。このため移動距離が増えるとともに誤差が蓄積し、最終的には推定位置の範囲が 100m 程度に散らばっている。一方図 25 は音響測位装置を使用した場合、つまりデットレコニング測位に加えて、原点に設置した基準点までの距離と方位を 10 秒おきに計測できるとした場合の結果である。全期間を通してサンプルの分布は 10 ~ 20m 程度に収まっており、図 24 に比べて非常に安定した測位ができ

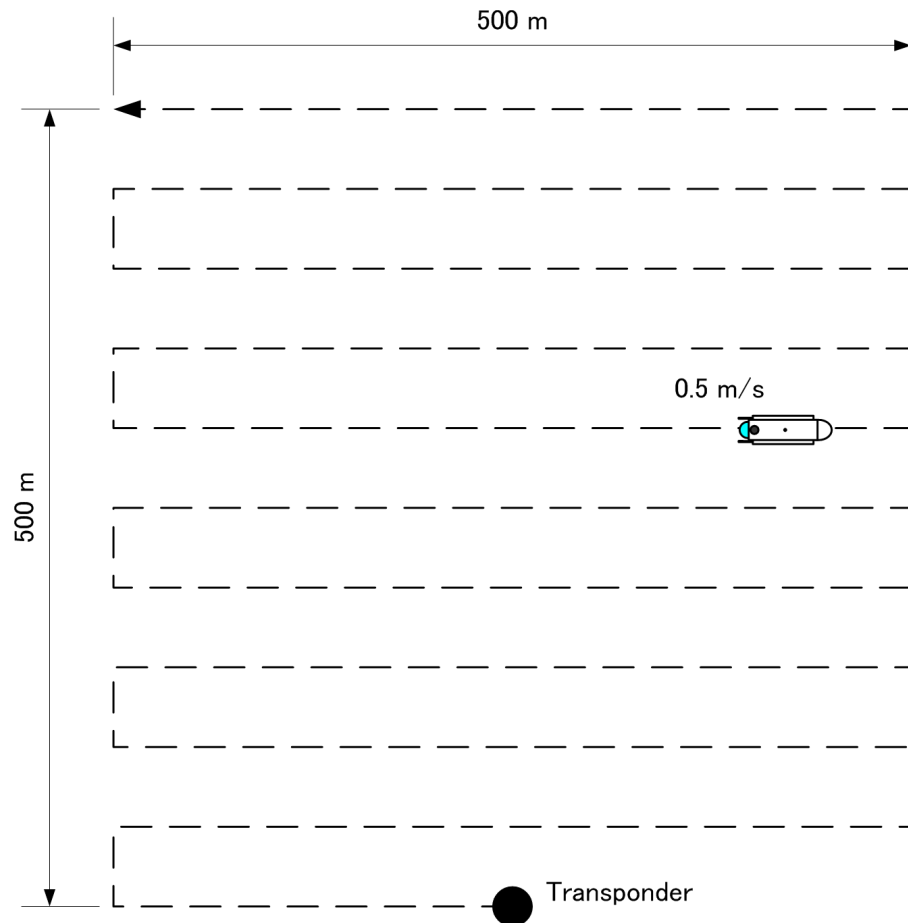


図 23: AUV の移動ルート

ている。

5.5 まとめ

本研究では、既存の音響測位手法の簡単なモデル化を行うとともに、SSBL 型の音響測位装置を用いたシミュレーションを行った。実際の AUV による実験結果を元に、想定されるミッションに近い形でのシミュレーションを行った結果、一台の音響測位基準局により、500m 程度の範囲であれば測位誤差 10 ~ 20m 程度で安定した測位が可能であることが確認された。音響測位そのものの精度はごく普通の条件で得られる程度の値を仮定したにも関わらず、AUV の持つ航法センサと組み合わせることにより上記の精度を達成することができた。観測ミッションの性質にもよるが、AUV の持つ観測ソーナーの探知範囲は数十メートルはあると期待されるため、この程度の測位誤差は許容範囲内であろう。

表 4: シミュレーションのパラメータ

音響測位誤差	σ_{r0}	0.1	[m]
	σ_{r1}	0.01	
	σ_{α}	1.0	[deg]
航法センサ誤差	σ_{u0}	0.00061	[m/s]
	σ_{u1}	0.027	
	σ_{ω}	0.075	[deg/s]
音響測位周期	T_a	10.0	[s]
デットレコニング周期	T_n	1.0	[s]
パーティクルフィルタのサンプル数	n	1000	
サージ（前進）速度	\bar{u}	1.0	[m/s]

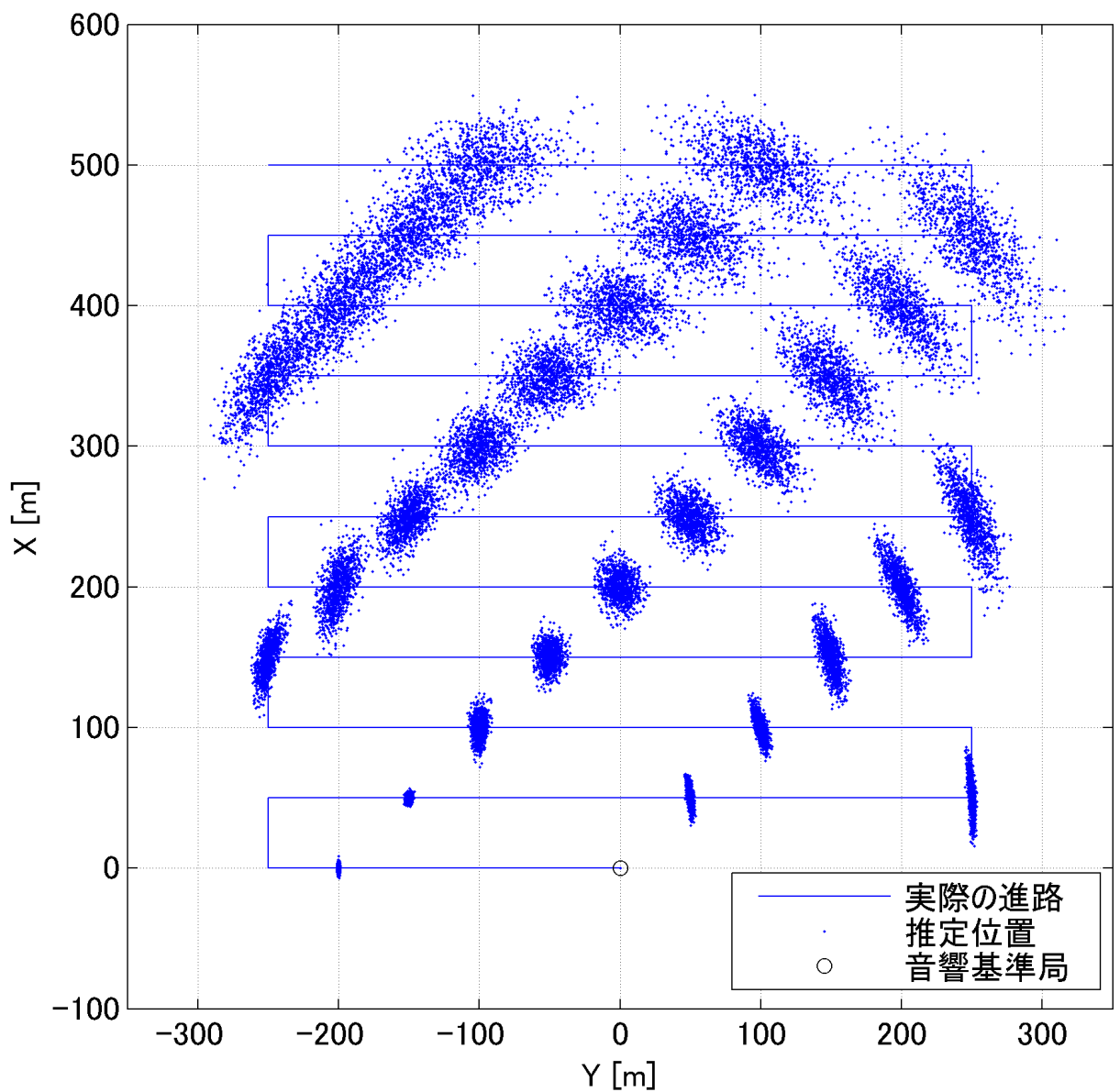


図 24: シミュレーション結果（音響測位なし）

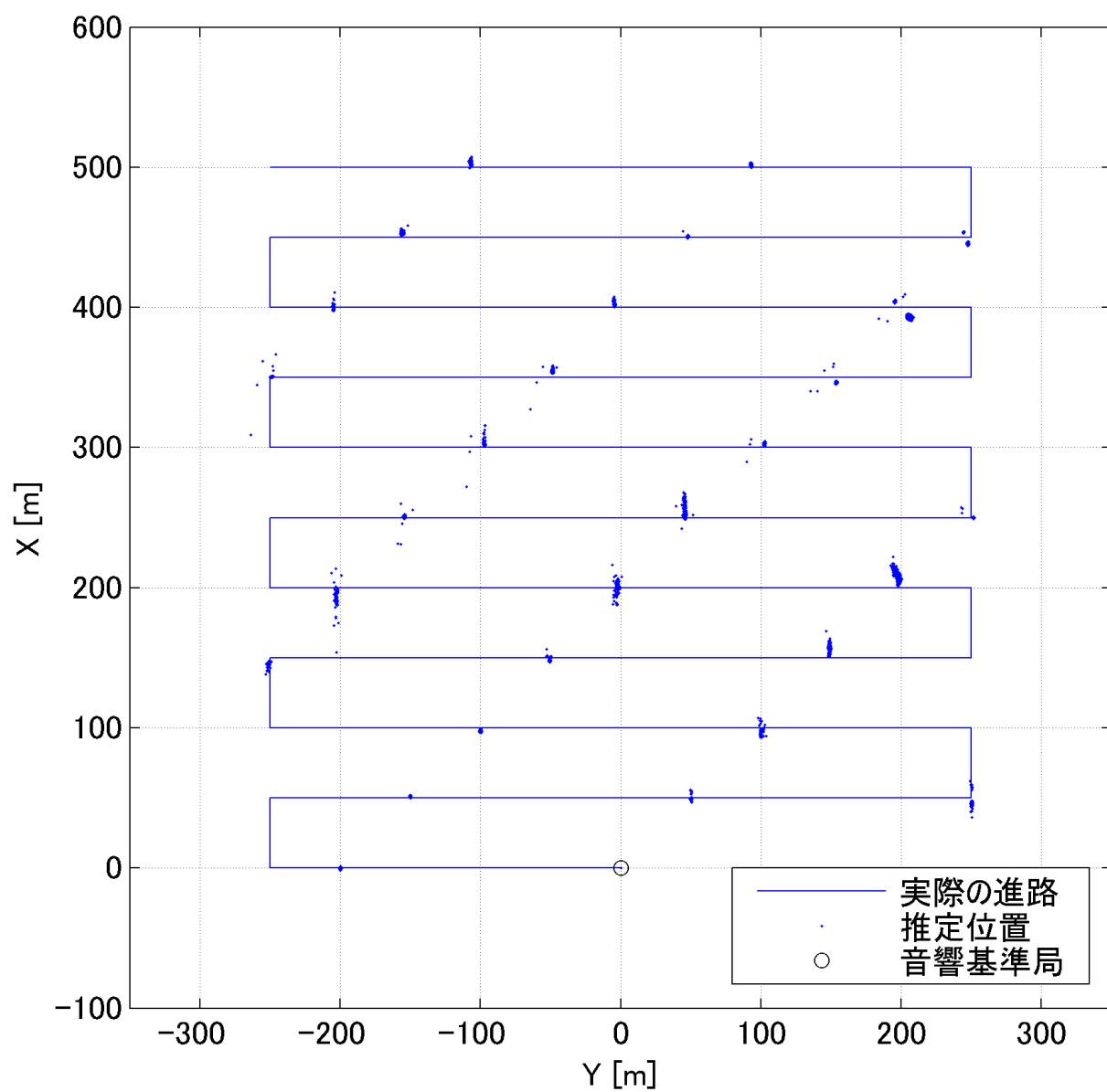


図 25: シミュレーション結果（音響測位あり）

A パーティクルフィルタ

本節では、AUVの状態推定に用いたパーティクルフィルタについて説明する。本節の執筆にあたっては文献 [3][6] を参考にした。パーティクルフィルタについてはさまざまな改良手法が提案されているが、本節では基本的な手法を扱う。

A.1 概要

パーティクルフィルタとは時間経過によって移り行く状態を、ノイズを含んだ観測結果をもとに推定する確率的状態推定手法の一種である。分野によって Monte Carlo Localization (MCL) [2]、Markov Chain Monte Carlo (MCMC)、Condensation Algorithm 等の呼び方がある。パーティクルフィルタの特徴は、推定したい状態をサンプル（あるいはパーティクル）の集合によって表現することである。即ち、カルマンフィルタやインフォメーションフィルタ等の既存手法がパラメトリックな推定を行うのに対し、パーティクルフィルタは推定すべき状態の事後確率分布を重み付きのサンプル集合によって近似的に求める。移動ロボットの状態推定手法として用いる場合、以下のような利点がある。

1. ほとんどあらゆる形のセンサ誤差モデルや運動モデルを扱うことができる。（従来手法ではガウス分布などの制限があったため、情報量を落とす必要があった。）
2. 従来のパラメトリックな推定手法に比べて、事後確率分布の形状に関する制限が少ない。このため最も単純な実装であっても、複数の山を持つ分布（マルチモーダルな分布）や Global localization の問題（ロボットの初期位置を推定する問題）に対応することができる。
3. 重みに応じて再サンプリングを行うため、存在確率の高い状態に計算資源を集中することができる。
4. サンプル数を変えることで計算負荷をコントロールできるため、同じプログラムをさまざまな環境で用いることができる。
5. 実装が容易である。

欠点としては、例えばサンプル数が少ない場合に真の状態に位置するサンプルがなくなる可能性がある。また、Kidnapping robot 問題（状態推定に成功しているロボットを、事前知識なしで他の場所に瞬間移動させた場合における状態推定問題）に対応することはできない。それは、移動後の状態付近にサンプルが存在しないからである。しかしながら近年の研究により、これらの問題に対する解決策が示されている。例えば一様分布するサンプルを追加することや、最新のセンサ計測結果を反映するようにサンプルを強制移動させる手法、センサの誤差分布を実際よりも大きく見積もる手法などが提案されている。Thrun らはこれらの改良手法を基に、数学的により厳密な手法である Mixture-MCL という手法を提案している [6]。また、上田らはセンサ情報に含まれるノイズによってサンプルが誤った状態に収束した場合における回復方法として、センサリセット法と膨張りリセット法を組み合わせることを提案している [10]。

A.2 ベイズフィルタ

パーティクルフィルタは再帰的ベイズフィルタ (Bayes filter) の一種であり、センサ情報に基づいてロボットの状態の確率分布を推定する。ベイズフィルタは部分的に可観測なマルコフ過程として定義されたある動的システム (Dynamic system) におけるある状態 x を、観測情報を基に推定する手法の一つである。例えば移動ロボットの状態推定問題においては、動的システムはロボットとその周辺環境であり、状態 x はロボットの位置や姿勢に相当する。実用上、 x にはロボットの 2 次元位置と方位が選ばれることが多い。センサ情報にはロボットの移動速度や環境中の物体までの距離、カメラ画像などが含まれる。

ベイズフィルタの本質は、ある観測がなされた場合における状態 x の事後確率分布 (belief) を推定することである。この確率分布は

$$Bel(x_t) = p(x_t | d_{0,...,t}) \quad (11)$$

と表現することができる。ここで x_t は時刻 t における状態、 $d_{0,...,t}$ は時刻 0 (推定開始時刻) ~ t までに得られた全てのセンサ情報である。移動ロボットの場合、センサ情報としては周辺環境の知覚に関するもの (環境中の物体までの距離、カメラ画像など) と、ロボット運動に関するもの (移動速度など) の二種類が存在する。そこで前者を o (observation) 後者を a (action) として上式を書き直すと

$$Bel(x_t) = p(x_t | o_t, a_{t-1}, o_{t-1}, a_{t-2}, \dots, o_0) \quad (12)$$

となる。ここで a と o は同時ではなく交互に得られるものとし、また a_{t-1} は時刻 $[t-1; t]$ におけるロボットの移動量とする。なぜなら時刻 $[t-1; t]$ におけるロボットの移動量は時刻 $t-1$ において行われた移動の結果であるからである。

ベイズフィルタは初期状態 $Bel(x_0)$ を基にした再帰推定を行う。初期状態は事前知識として与えるか、あるいは状態空間全体に一樣分布させる。一樣分布させることは事前知識がゼロの場合、即ち Global localization の問題に相当する。

式 12 にベイズの法則を適用することで、再帰計算に適した形に変形する。ベイズの法則は事前確率 $P(A)$ と事後確率 $P(A|B)$ の関係を定義するものであり、以下のように記述される。

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)} \quad (13)$$

ベイズの法則を式 12 に適用すると以下を得る。

$$Bel(x_t) = \frac{p(o_t | x_t, a_{t-1}, \dots, o_0) p(x_t | a_{t-1}, \dots, o_0)}{p(o_t | a_{t-1}, \dots, o_0)} \quad (14)$$

上式の分母は x によらないため、

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t | x_t, a_{t-1}, \dots, o_0) p(x_t | a_{t-1}, \dots, o_0) \quad (15)$$

とする。ここで η は正規化係数

$$\eta = p(o_t | a_{t-1}, \dots, o_0)^{-1} \quad (16)$$

である。

本節の冒頭で述べたように、ベイズフィルタで扱う動的システムはマルコフ過程とする。このため未来のロボット状態は現在の状態ならびにセンサ情報のみから決まり、過去のデータとは一切関係がないとみなされる。即ち

$$p(o_t|x_t, a_{t-1}, \dots, o_0) = p(o_t|x_t) \quad (17)$$

となり、これを式 15 に代入することで

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t|x_t) p(x_t|a_{t-1}, \dots, o_0) \quad (18)$$

を得る。上式の右側の項を時刻 $t - 1$ における状態の積分として書き直すと

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t|x_t) \int p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}, \dots, o_0) p(x_{t-1}|a_{t-1}, \dots, o_0) dx_{t-1} \quad (19)$$

となる。マルコフ性の仮定より

$$p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}, \dots, o_0) = p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}) \quad (20)$$

であるため、式 19 は

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t|x_t) \int p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}) p(x_{t-1}|a_{t-1}, \dots, o_0) dx_{t-1} \quad (21)$$

と変形できる。即ち

$$Bel(x_t) = \eta p(o_t|x_t) \int p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1}) Bel(x_{t-1}) dx_{t-1} \quad (22)$$

となる。本式がベイズフィルタの基本式である。初期状態 $Bel(x_0)$ に本式を逐次適用することで、 $Bel(x_t)$ を求めることができる。

A.3 移動モデルと観測モデル

式 22 を計算するためには、二種類の確率密度関数を求める必要がある。それは移動モデル $p(x_t|x_{t-1}, a_{t-1})$ と観測モデル $p(o_t|x_t)$ である。両者は一般的に定常（時不変）と考えられるため、今後はそれぞれ $p(x'|x, a)$, $p(o|x)$ と書き表すことにする。これらのモデルの性質は推定するロボットの運動モデルや計測可能な情報、推定すべき状態などに依存する。水中ロボットは3次元空間で運動するため、その状態を記述するためには3次元的な位置と姿勢の合計6つのパラメータが必要である。ただし鉛直方向の位置とロール、ピッチはセンサによる直接計測が可能である。さらに多くの水中ロボットはロール、ピッチは静安定であり制御に使用しないため、本節ではロボットが水平面上を移動するとみなし、水平位置と方位（ヨー角）を状態 x として考える。

移動モデルとはロボットの運動モデル（kinematics）の確率的拡張である。 a は水平位置の変化量と方位の変化量である。これらの情報はドップラー式対地速度計（DVL）やジャイロ、あるいは加速度計等によって得られるであろう。運動モデル $x' = k(x, a)$ は移動 a によるロボットの場所・姿勢の変化を定義するが、 a はセンサ計測値であるため確率的誤差を含んでいる。移動モデル $p(x'|x, a)$ は a に含まれる確率的誤差を考慮し、移動後の状態 x_t が存在する確率を状態空間に含まれる全ての点（この場合は水平位置と方位の

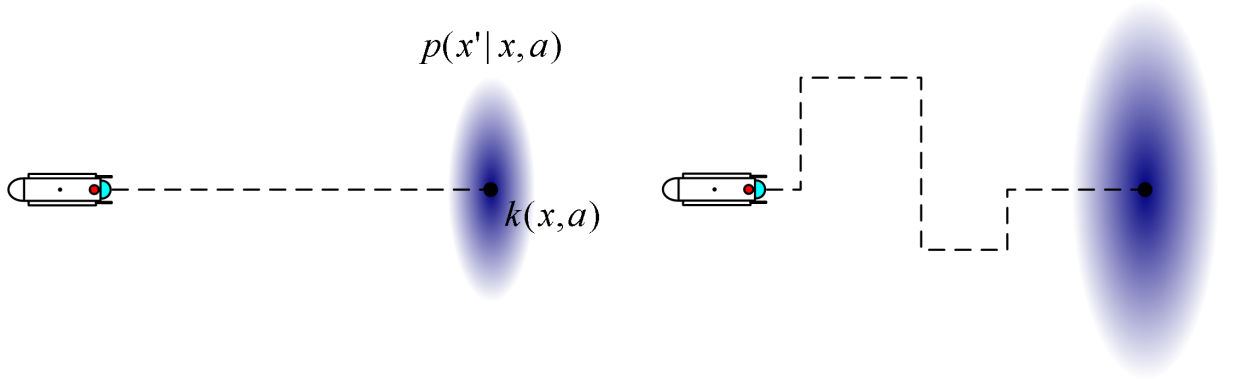


図 26: Robot pose estimated by the kinematics $k(x, a)$ and the motion model $p(x'|x, a)$. The darker a state, the more likely it is.

組み合わせ) について定義したものである。Fig. 26 において運動モデルによって推定されるロボットの最終位置は同じであるが、移動モデルによる推定結果は複雑な運動をした右側のほうが誤差範囲が広がっている。ただしパーティクルフィルタにおいては $p(x'|x, a)$ を閉形式で定義する必要はなく、サンプリングモデルがあれば十分である。 $p(x'|x, a)$ のサンプリングモデルとは x と a を入力として受け取り、 $p(x'|x, a)$ に従って無作為抽出されたと考えられる x' を出力する関数である。

観測モデルはロボットの状態 x において観測 o を得る確率である。 o は周辺環境とロボットとの相対的な関係に関する計測値であり、水中ロボットの場合は、障害物探知ソーナールやプロファイラー、カメラ等によって計測される。周辺環境に関する情報は既知とするため、ロボットの状態 x によってロボットと周辺環境の位置関係は一意に決まる。例として Fig. 27 のようにロボットに搭載されたプロファイラーから障害物までの距離が d である場合を考える。このとき α^i 方向の計測値 o^i の確率 $p(o^i|x)$ は、障害物までの距離 $\frac{d}{\cos(\alpha^i)}$ を中心とする分布になるであろう。もっとも実際の $p(o^i|x)$ はセンサの性質やノイズレベル等を考慮して決定する必要がある。また、外れ値に対してより高い確率を割り当てることは、魚や浮遊物等による予期せぬノイズに対するロバスト性を向上させることに役立つ。さらにソーナールの場合対象までの入射角によって計測の確実性や中心位置が異なることも予想されるが、その場合は $p(o^i|x)$ を入射角の関数として定義すればよい。このように、観測モデルの設定自由度の高さはパーティクルフィルタの大きな魅力である。

観測 o が複数の計測値 $o^i : i = 1, \dots, n$ からなるものとする、全体の観測モデル $p(o|x)$ は個々の計測値の確率の積として以下のように求められる。

$$p(o|x) = \prod_{i=1}^n p(o^i|x) \quad (23)$$

なぜなら計測値は相互に独立と考えられるためである。ただし大きな魚の通過などにより、複数の計測値に同じ理由によるノイズが入るとこの独立性は失われる。このような状況に対処するためには、計測値 o^i を間引くなどして独立性を確保する必要がある。

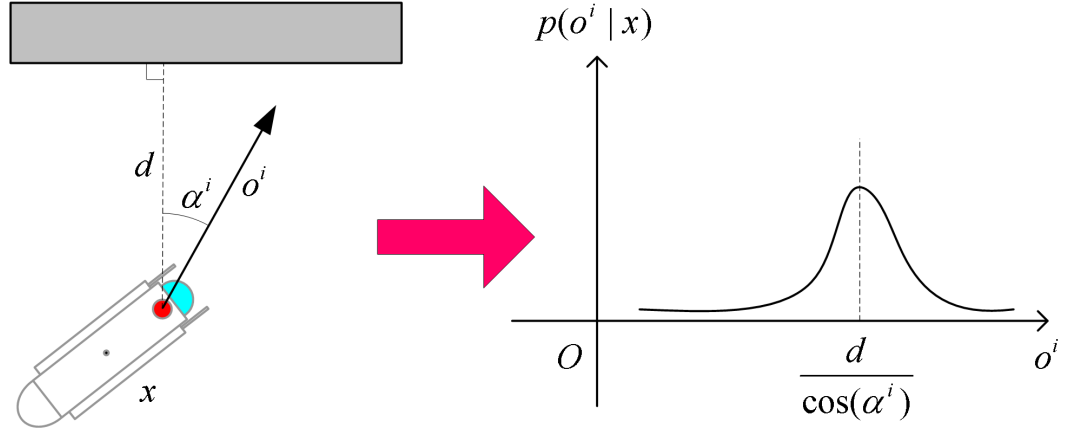


図 27: Robot state x and the observation model $p(o|x)$.

A.4 実装

パーティクルフィルタにおいて、 $Bel(x)$ は重みつきサンプル集合によって近似される。サンプルの個数を m とすると

$$Bel(x) \approx \{x^i, w^i\}, \quad i = 1, \dots, m \quad (24)$$

となる。ここで x^i は確率変数 x のサンプルであり、 x が取りうる状態の一つである。 w^i はサンプル x^i の持つ重みであり、合計が 1 になるよう正規化されているものとする。

初期のサンプル集合にはロボットの初期状態 $Bel(x_0)$ を反映させる。ロボットの初期状態がかなり正確に特定できるなら、サンプル集合はその知識に従って収束させた形で与える。もし初期状態に関する知識が全く無ければ、サンプル集合は状態空間に一様に分散させ、重みは全て等しく $1/m$ とする。

サンプル集合は以下の段階を経て更新される。

1. $Bel(x_{t-1})$ を表す重みつきサンプル集合 $\{x^i, w^i\}_{i=1, \dots, m}$ から一点無作為抽出し、これを x_{t-1}^j とする。即ち x_{t-1}^j として x_{t-1}^i が選ばれる確率は w_{t-1}^i である。
2. 移動モデル $p(x_t | x_{t-1}^j, a_{t-1})$ から一点抽出し、これを x_t^j とする。従ってサンプルの組 $\langle x_t^j, x_{t-1}^j \rangle$ は以下に示す分布を表現すると考えられる。

$$q_t = p(x_t | x_{t-1}, a_{t-1}) \times Bel(x_{t-1}) \quad (25)$$

q_t はセンサ情報 a に従って移動した後の分布であり、ここまでの処理はいわゆるデットレコニング測位に相当する。

3. q_t と求めたい分布 (式 22) の違いを修正するように、重み w^j を求める。サンプルの組 $\langle x_t^j, x_{t-1}^j \rangle$ の場合、求めたい分布は

$$\eta p(o_t | x_t^j) p(x_t^j | x_{t-1}^j, a_{t-1}) Bel(x_{t-1}^j) \quad (26)$$

である。このため重みは

$$\frac{\eta p(o_t | x_t^j) p(x_t^j | x_{t-1}^j, a_{t-1}) Bel(x_{t-1}^j)}{p(x_t^j | x_{t-1}^j, a_{t-1})} = \eta p(o_t | x_t^j) \quad (27)$$

表 5: The particle filter algorithm.

```

input X, a, o
 $X' = \emptyset$ 
for  $i = 1, \dots, m$ 
    generate random  $x$  from  $X$  according to  $w_1, \dots, w_m$ 
    generate random  $x' \sim p(x'|a, x)$ 
     $w' = p(o|x')$ 
    add  $(x', w')$  to  $X'$ 
endfor
normalize the weights  $w'$  in  $X'$ 
return  $X'$ 

```

とすべきであるが、 η は定数であるため

$$w^j = p(o_t|x_t^j) \tag{28}$$

とする。式 27 と 28 は比例関係にある。

以上の処理を $j = 1, \dots, m$ について行うことで、重みつきサンプル集合 $\{x_t^i, w_t^i\}, i = 1, \dots, m$ を得る。最終的に、このサンプル集合が確率密度関数となるように重みの正規化を行う。パーティクルフィルタの計算手順を Table 5 に示す。

参考文献

- [1] J. Choi, T. Shiraishi, and T. Tanaka. Safe breakwater-following control of an autonomous underwater vehicle with non-zero forward velocity. *Automation in Construction*, Vol. 16, pp. 778–786, 2007.
- [2] F. Dellaert, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. Monte carlo localization for mobile robots. In *Proc. of ICRA '99*, pp. 1322–1328, 1999.
- [3] A. Doucet, N. Freitas, and N. Gordon. *Sequential Monte Carlo Methods in Practice*. Springer, 2001.
- [4] S. Tetlow and R. Allwood. Development and applications of a novel underwater laser illumination system. *Underwater Technology*, Vol. 21, No. 2, pp. 13–20, 1995.
- [5] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. *Probabilistic Robotics*. MIT Press, 2005.
- [6] S. Thrun, D. Fox, W. Burgard, and F. Dellaert. Robust Monte Carlo localization for mobile robots. *Artificial Intelligence*, Vol. 128, pp. 99–141, 2001.
- [7] J. Vaganay, M. Elkins, D. Esposito, W. O'Halloran, F. Hover, and M. Kokko. Ship hull inspection with the HAUV: US Navy and NATO demonstrations results. In *Proc. of OCEANS '06*, 2006.
- [8] 巻俊宏. 海底環境の全自動観測の研究. PhD thesis, 東京大学, 2008.
- [9] 巻俊宏, 近藤逸人, 浦環, 能勢義昭, 坂巻隆. 自律型水中ロボットによる人工構造物の観測. 日本船舶海洋工学会論文集, Vol. 1, pp. 17–26, 2005.
- [10] 上田隆一, 新井民夫, 浅沼和範, 梅田和昇, 大熊久. パーティクルフィルタを利用した自己位置推定に生じる致命的な推定誤りからの回復法. 日本ロボット学会誌, Vol. 23, No. 4, pp. 84–91, 2005.
- [11] 向原健 相河清実 衛藤謙介 野口孝俊池谷毅. ジャケット構造物を通過する波の波高低減率. 海洋開発論文集, Vol. 23, pp. 189–194, 2007.
- [12] 海洋音響学会編. 海洋音響の基礎と応用. 成山堂書店, 2004.