

## 海中ロボットによる局所詳細地形図作成と軌道計画

Local Precise Map Drawing by an Underwater Robot and Path-Planning

荒牧 浩二\*・浦 環\*

Koji ARAMAKI and Tamaki URA

## 1. はじめに

海中ロボットが海底の近くで安全に活動するためには、周囲の障害物形状に基づいた軌道を計画することが必要である。適切な軌道計画には正確な地形図が必要であり、正確な地形図の作成には適切な軌道計画が必要とされる。これら2つの要素が調和したロボット制御システムを形成するために、本論では以下のアルゴリズムを導入する：

- (1) ロボットに搭載された超音波センサから得られ誤差を含んでいる測距データに基づいて、周囲の地形図を作成するアルゴリズム。
- (2) 完全ではない地図上の与えられた未知の海域を探索する、軌道計画のアルゴリズム。

なお、ロボットの位置は適切な測位システムにより逐次決定され、ロボットに提供されることを前提とする。

## 2. 地形図の作成

## 2.1 反射点の不確定性

どのような超音波測距装置でも、個々の測距値からは超音波の反射点を指向角の範囲内でしか特定できない。指向角は装置の性能に依存するが、離れた地点から正確な地形図を得るためには、複数の位置からの数多くの計測値を組み合わせ、確率的に推測する必要がある。Elfes<sup>1)</sup>は、平面上の格子点での障害物の有無の確率を測距センサ計測値により逐次更新する陸上自律型ビークル用2次元地図作成の手法を提案したが、本研究ではその手法を基に各格子点での海底深度を決定するアルゴリズムを提案する。

## 2.2 地形図のための変数

水平面 (x-y 平面) を等幅の矩形のセルに区切り、各セルの中心で深さを定義する。オーバーハングが存在しない

\*東京大学生産技術研究所 第2部

前提では、海底は各セルでの深さの集合で表現できる。個々のセルについて、 $Z_c$  (本システムにより計算される海底の推測深度)、 $Z_s$  (安全限界深度) および  $Z_t$  (海底の真の深度) の3種類の深さを定義する。 $Z_s$  は、障害物が存在しないと推定される最大の深度を表す。ロボットは、情報不足により  $Z_c$  が未知の場合も、 $Z_s$  まで降下できる。

一つの測距データは、対応する複数のセルの、海底の深度の計測値  $z_i$  とその重み  $w_i$  に変換され、障害物の存在性に関する情報として蓄積される。同じ測距データから、超音波が通過したことにより、安全限界深度の計測値  $z_{sj}$  が対応するセルに得られ、障害物の不存在性に関する情報として別に蓄積される。これらの数値に基づき、次節以下に示すように  $Z_c$ ,  $Z_s$  を決定する。

## 2.3 障害物の存在性

センサ前方の局所的な座標系を、図1のように定義する。

$S$  : センサの位置

$P$  : センサ前方の任意の点の位置

$\delta$  : ベクトル  $SP$  の長さ

$\theta$  : センサの主軸とベクトル  $SP$  のなす角

$R$  : 測距センサの計測値

測距センサの一計測値に対し、センサ前方の空間に超音波の反射点である確率 (障害物の存在する確率) の密度分布が一つ得られる。確率密度分布  $f_o(\delta, \theta)$  はセンサの性能に依存するが、指向角と測定精度に対応するパラメータ  $\Omega$  と  $\epsilon$  により、次式のように簡略に表せる。

$$f_o(\delta, \theta) = \frac{1}{K} \cdot f_o^r(\delta) \cdot f_o^a(\theta), \quad (1a)$$

$$f_o^r(\delta) = 1 - \left( \frac{\delta - R}{\epsilon} \right)^2 \text{ for } R - \epsilon \leq \delta \leq R + \epsilon \quad (1b)$$

## 研 究 速 報

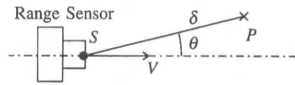


図 1 センサ座標系

$$f_o^a(\theta) = 1 - \frac{1 - \cos \theta}{1 - \cos(\Omega/2)} \text{ for } 0 \leq \theta \leq \frac{\Omega}{2} \quad (1c)$$

$$K = \iiint_{D_o(x,y)} f_o^r(\delta) f_o^a(\theta) dV. \quad (1d)$$

$f_o(\delta, \theta)$  がゼロでない空間  $D_o$  のうちセル  $(x, y)$  に属する部分空間を  $D_o(x, y)$  とする. このセルでの  $z_i$  は,  $D_o(x, y)$  内での  $f_o(\delta, \theta)$  の重心の深さとして,  $w_i$  は  $D_o(x, y)$  内での  $f_o(\delta, \theta)$  の積分値と定義する. すなわち

$$z_i = \frac{1}{F} \iiint_{D_o(x,y)} z f_o(\delta, \theta) dV, \quad (2a)$$

$$F = \iiint_{D_o(x,y)} f_o(\delta, \theta) dV, \quad (2b)$$

$$w_i = \lambda F. \quad (2c)$$

ここで,  $\lambda$  ( $0 \leq \lambda \leq 1$ ) は, 海底における超音波の反射の特性を表すパラメータである.

以上のように, ひとつの測距データに基づき, 複数のセルの候補リストに  $z_i$  と  $w_i$  が一組ずつ加えられる.

## 2.4 障害物の不存在性

測距データにより, センサ前方の空間に超音波の通過点である確率 (障害物の存在しない確率) の密度分布も得られる. 点  $(\delta, \theta)$  における確率密度  $f_E(\delta, \theta)$  は, パラメータ  $\Omega$ ,  $\epsilon$  および  $R_{min}$  によって表す.

$$f_E(\delta, \theta) = f_E^r(\delta) \cdot f_E^a(\theta), \quad (3a)$$

$$f_E^r(\delta) = 1 - \left( \frac{\delta - R_{min}}{R - \epsilon - R_{min}} \right)^2 \text{ for } R_{min} \leq \delta \leq R - \epsilon \quad (3b)$$

$$f_E^a(\theta) = 1 - \frac{1 - \cos \theta}{1 - \cos(\Omega/2)} \text{ for } 0 \leq \theta \leq \frac{\Omega}{2} \quad (3c)$$

$f_E(\delta, \theta)$  が閾値  $\eta$  より大である点の集合には, 障害物が存在しないものとする. セル  $(x, y)$  がこの集合の空間

の真上にある場合, この空間の  $(x, y)$  における最大深度を  $z_{sj}$  とし, セル  $(x, y)$  のリストに加える.

2.5  $Z_c$  および  $Z_s$  の算出

前 2 節のように, 障害物の存在性・不存在性に関する 2 種類の情報が, 各セルに対し独立に蓄積される. これらは確率的な値であるため, 海底深度は両者を組み合わせて算出される.  $Z_c$  を  $z_i$  の重み付き平均値として次式で与える.

$$Z_c = \begin{cases} \frac{1}{W} \cdot \sum_{i=1}^m u_i w_i z_i & \text{for } W > W_0 \\ \text{"unknown"} & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4a)$$

$$u_i = \sqrt{\frac{\text{size}\{j \mid z_{sj} < z_i\}}{m_s}}, \quad (4b)$$

$$W = \sum_{i=1}^m u_i w_i. \quad (4c)$$

ここで  $m$ ,  $m_s$  は, セル毎に蓄積された  $z_i$ ,  $z_{sj}$  の個数である. 各  $z_i$  の重みは式 (2b), (2c) で定義される  $w_i$  と, 障害物の不存在性を考慮するために式 (4b) のように定義される  $u_i$  の積とする. それらの積の和  $W$  は  $Z_c$  算出時の情報の豊富さを表し,  $Z_c$  の信頼性の指標として利用できる. 以後  $W$  を情報充足度と呼ぶ.  $W$  が閾値  $W_0$  以下の場合, 算出された  $Z_c$  をシステムは根拠が乏しいと判断し, そのセルの  $Z_c$  を「未知」とする.

各セルの  $z_{sj}$  の平均値と標準偏差  $\sigma$  とを用い, 平均値からの偏差が  $3\sigma$  以内である  $z_{sj}$  のみを有効とし, その中の最大値を  $Z_s$  とする. すなわち,

$$Z_s = \max \{z_{sj} \mid z_{sj} \leq \bar{z}_s + 3\sigma\}, \quad (5a)$$

$$\bar{z}_s = \frac{1}{m_s} \sum_{j=1}^{m_s} z_{sj}, \quad (5b)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{m_s} \left( \sum_{j=1}^{m_s} (z_{sj} - \bar{z}_s)^2 \right)}. \quad (5c)$$

以上のように, 目標海域全体の地形図は, 全セルの  $Z_c$ ,  $W$  および  $Z_s$  の組み合わせとして出来上がる.

## 3. 軌 道 計 画

軌道計画用アルゴリズムは, 2 段階により構成される. 第 1 段階では, 目標海域全体の大まかな情報を得るために, ロボットは予め決められた軌道を一定深度で進む. 本論では, ロボットの運動性能は, 著者らの研究室で作られた自律型無人ロボット “Twin-Burger”<sup>2)</sup> の性能を前提とする.

### 3.1 未知のゾーンの探索

第2段階では、図2のようにロボットは以下に示す4つの行動を繰り返し、地形図をより完全なものにしていく。

- (1) 次の目的地とそこへ至る軌道の決定。
- (2) 目的地の方位への定点回頭。
- (3) 決定された軌道のトレース。
- (4) 180° 定点回頭。

行動(1)のために、目標海域をいくつかのゾーンに区切る。目的地は  $Z_c$  が未知であるセルを最も多く含むゾーンの中心に決定する。軌道の水平面への写像は直線とし、軌道の深さはその時点の  $Z_s$  地図を用いて決定する。

行動(2)、(3)および(4)で、ロボットは一定時間毎に超音波センサによる測距を行う。

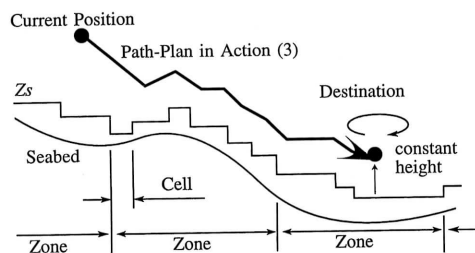


図2 第2段階での行動

### 3.2 障害物回避

前節の行動(3)の最中に、 $Z_s$  地図の不備などの理由で、ロボットが予想以上に障害物に接近する可能性があり、回避行動を規定しておく必要がある。測距センサの一つがある閾値を下回る距離を計測した場合には、障害物回避行動をとり、その後再び行動(1)からやり直すとする。

## 4. システムの検証

### 4.1 地形図作成の実験

地形図作成アルゴリズムの検証のために、東京大学船舶航海性能試験水槽において実験を行った。使用した超音波センサは16個で、“Twin-Burger”のものと同型である。これらを左右に下向き30°、60°、70°、80°と、真上、真下、前後に下向き30°、70°と前下向き70°に左右30°に配置し、試験水槽のx-y追跡電車上の、上下方向(z方向)に可動のターンテーブルに固定した。実験中は、直進時には0.1m毎に、回頭時には5°毎に測距した。第1段階の深度は0.55mである。また、パラメータ  $\Omega$ ,  $\epsilon$ ,  $R_{min}$ ,  $\eta$  および  $W_0$  は、それぞれ20°, 0.5m, 0.3m, 0.05, 0.1である。

目標海域は10m四方で、真の海底地形を図3の等深度線図に示す。目標海域は一辺0.1mのセルに区切る。式

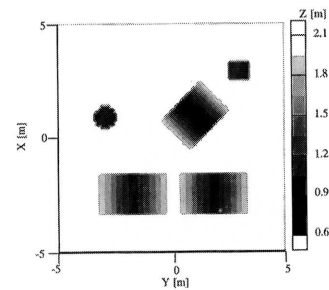


図3 実験時の  $Z_t$  (真の深度)

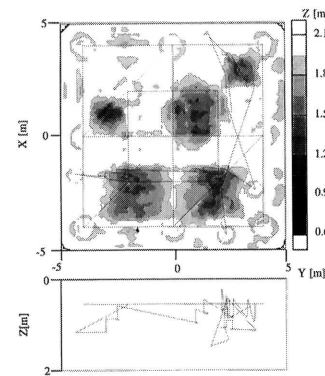


図4  $Z_c$  (推測深度) と航跡 (1641回計測後)

(2c) の  $\lambda$  は、超音波の主軸と、個々のセルでの海底面の法線ベクトル  $n$  とのなす角の余弦の3乗とし、 $n$  は対象セルの周囲の8つのセルの  $Z_c$  を基に計算した。

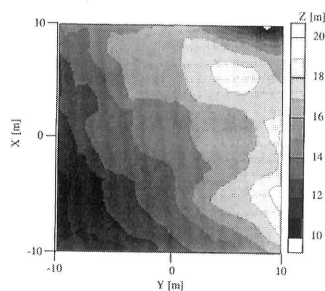
3.1節の行動(1)で決定される目的地の深さは、対応するセルの  $Z_s$  より1m浅くし、それが未知ならばそのゾーン内の全セルの既知の  $Z_s$  の平均値で代用した。軌道は現在位置と目的地とを直線で結ぶ。障害物回避行動は、計測値のひとつが0.4m未満になった場合に、ロボットはその障害物と反対の方位に0.3m平行移動しながら0.3m浮上することにした。

図4は、第1段階の1,036回を含む全1,641回の計測の後の地形図とロボットの航跡である。 $Z_c$  の誤差の平均値は9cmで、全障害物の形状が明瞭に認識されている。

### 4.2 軌道計画のシミュレーション

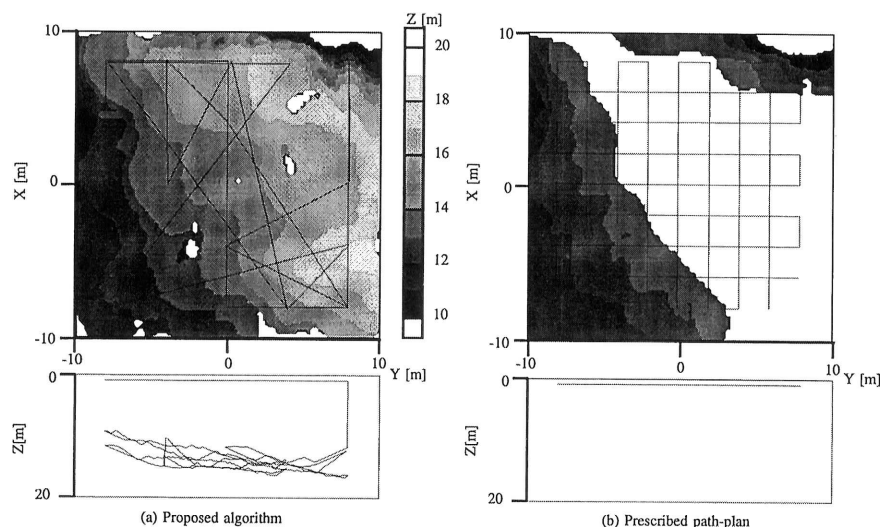
著者らの研究室で開発された MVS (Multi-Vehicle Simulator)<sup>3)</sup> を基にシミュレーションを行い、この結果を、予め与えられた単純な軌道に沿って、同じ地形を探索させた場合の結果と比較した。

目標海域は20m四方で、真の地形を図5に示す。セルは一辺0.2mの正方形で、パラメータ  $\Omega$ ,  $\epsilon$ ,  $R_{min}$ ,  $\eta$  および  $W_0$  は、それぞれ20°, 0.5m, 0.3m, 0.005, 0.1で、直進時に0.1m毎に、回頭時に5°毎に測距データを得る。

図5 シミュレーション時の  $Z_t$  (真の深度)

3.1節の行動(1)では、一連の $(x, y)$ 座標を各時間ステップ毎に決定した後、個々の $(x, y)$ に対応するセルの $Z_s$ よりも1m浅く軌道の深度を決定する。 $Z_s$ が未知の場合には直前の $(x, y)$ の $Z_s$ で代用する。障害物回避行動は実験時と同様にした。

第1段階の748回の計測を含む3,000回の計測の結果得られた地形図と航跡を図6(a)に示す。また、予め与えた軌道(深度1m一定)に沿い同じ地形を計測し得られた地形図を図6(b)に示す。(a)では未知のセルがほとんど残っていないが、(b)では深い海底面のエリアは未知のままである。

図6  $Z_c$  (推測深度) と航跡 (3000回模擬計測後)

## 5. 結 言

本研究で提案する地形図作成法は、複数の計測値を組み合わせて障害物形状を推測するもので、実験により良好な推測地形図が得られた。推測深度  $Z_c$  の他に情報充足度  $W$  および安全限界深度  $Z_s$  という値を付加的な情報として扱っており、これらをロボットの軌道計画に役立てている。また、 $W \leq W_0$  ならば  $Z_c$  を「未知」と判断することにより、根拠の乏しい推測を避けている。

現在のシステムではオーバーハング等を扱えないので、これに対処できるよう改良することが今後の課題である。

(1995年8月9日受理)

## 参 考 文 献

- 1) A. Elfes: "Sonar-Based Real-World Mapping and Navigation", Autonomous Robot Vehicles, Springer-Verlag, 1990, pp. 233-249.
- 2) 藤井輝夫, 浦環, 黒田洋司, 荒牧浩二, 能勢義昭, 千葉裕之: "海中ロボットの知能化に関する研究 (その1: 汎用テストベッドの開発と水槽実験)", 日本造船学会論文集, Vol. 174 (1993), pp. 903-916.
- 3) 黒田洋司, 浦環, 荒牧浩二: "複数海中ロボット対応型仮想環境シミュレータの開発", 第12回海洋工学シンポジウム, 1994, pp. 543-548.