

# 測域センサの受光強度付きスキャンデータを用いた 移動ロボットのための環境マップ構築

原 祥堯 (筑波大) 川田 浩彦 (筑波大)  
大矢 晃久 (筑波大) 油田 信一 (筑波大)

## Environment Map Building for Mobile Robots using Scan Data with Received Light Intensity of a SOKUIKI Sensor

\*HARA Yoshitaka (Univ. of Tsukuba), KAWATA Hirohiko (Univ. of Tsukuba),  
OHYA Akihisa (Univ. of Tsukuba), YUTA Shin'ichi (Univ. of Tsukuba)

**Abstract**— This paper describes SLAM algorithm using scan data with Received Light Intensity of a SOKUIKI sensor. We proposed two methods based on Bayes Filter. One is Intensity-ICP scan matching with motion model, and the other uses Rao-Blackwellized Particle Filter. Because of using Received Light Intensity data, these methods are robust for both geometric featured and featureless environments if there are some features like colors or materials. In addition, the method using Rao-Blackwellized Particle Filter tracks multiple hypothesis of positions and maps. So it can estimate more robustly and can close loops of environments. The result of these methods, maps can be built which have abundant informations; not only geometric data but also Received Light Intensity.

**Key Words:** SOKUIKI Sensor, Received Light Intensity, Scan Matching, Bayes Filter, Rao-Blackwellized Particle Filter, SLAM

### 1. はじめに

ロボットによるマップ構築の問題は、自己位置推定問題内に含んでいる。つまりロボットがマップ構築を行うためには自己位置推定とマップ構築を同時に行う必要があり、この問題は Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) と呼ばれている。

目的とするマップの使用用途によって環境マップにはいくつかの種類が考えられるが、本稿では移動ロボットの自己位置推定に有用である環境形状マップの構築を扱う。またマップ構築のための外界センサとして、測域センサ (レーザ走査型距離センサ (Scanning Laser Range Finder) 距離画像センサなど) を用いる手法について述べる。

既存研究における測域センサを用いたマップ構築手法では、幾何形状のみを特徴量として用いてマップ構築を行っているために、幾何特徴の乏しい環境におけるマップ構築が困難であった。また構築された環境マップは幾何形状のみで構成されているため、幾何特徴の乏しい環境における自己位置推定に有効でないという問題点がある。そこで本稿では、測域センサから得られる受光強度情報を特徴量として併用することで、幾何特徴の乏しい環境においても有効性の高い SLAM 手法を提案する。

### 2. 関連研究

マップ構築に用いる外界センサについて考えた場合、測域センサは測定範囲内の環境の幾何形状を直接取得可能であるため、環境形状マップの構築に有効である。特にレーザ走査型距離センサは近年急激に高精度化・小型化が進み [1]、非常に多くの研究において使用されている。一方でカメラ (画像センサ) を用いた環境形状マップの構築のためには、例えばステレオカメラを用いた手法 [2] や単眼カメラを用いたモー

ションステレオによる手法 [3]、Structure from Motion (SFM) による手法 [4] のように、カメラ画像をステレオ視により 3 次元距離画像に変換する必要がある。しかしこれらの手法は一般的に計算コストが高く、さらにカメラは受動型センサであるため外乱光などの影響が大きい。またステレオ視による幾何形状の復元にはロバスト性や精度に関する問題がある。

文献 [5] で提案されているように、センサを複数種類組み合わせる手法も非常に有効ではあるが、各センサデータを融合する処理が必要となってしまう。例えばレーザ走査型距離センサとカメラを併用する場合は、レーザ走査型距離センサから得られる形状データとカメラから得られる画像データの対応付け処理が問題となる。

移動ロボット分野におけるマップ構築技術は Computer Vision などの分野における複数距離画像の位置合わせ技術と非常に関連がある。これらの分野においては、距離画像の各データ点の座標値だけではなく、その他の特徴量を用いた位置合わせ手法がいくつか提案されている [6]。例えば文献 [7] では Point Signature と呼ばれる特徴量により曲率を表現し、これを用いて位置合わせを行っている。同様の手法として、移動ロボット分野において Signature-based Scan Matching と呼ばれる手法が提案されている [8]。しかしこれらの手法はすべて幾何形状にもとづく特徴量を使用しており、幾何特徴のある環境に対してはロバスト性が向上するが、幾何特徴の乏しい環境においては正確な位置合わせが不可能である。

Color ICP と呼ばれる、カメラにより取得した色を特徴量として用いた位置合わせ手法も存在する [9]。しかしステレオ視により 3 次元距離画像を取得しているため、前述の通り外乱光の影響や形状復元の精度に課題が残っている。同様の位置合わせ手法は文献 [10] や文献 [11] においても用いられているが、物体モデルの位置合わせを研究対象としており、マップ構築を目的としたものではない。また測定時間の長い

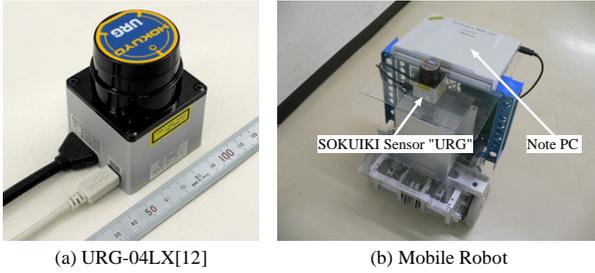


Fig. 1 SOKUIKI Sensor and Mobile Robot

特殊なセンサを用いているなど、これらの手法をそのまま移動ロボット分野で使用するのは困難である。

本稿では測域センサを一個のみ使用し、かつ幾何形状以外の情報として受光強度情報を付加したデータを用いた SLAM 手法を提案する。使用する外界センサを測域センサひとつとすることにより、複雑な処理は必要なくなる。また測域センサは精度良く環境中の幾何形状を取得することができ、外乱光などに対してもロバストである。さらに受光強度情報を用いることで、多くの既存手法が苦手とする幾何特徴の乏しい環境においても、色や材質などに特徴があれば自己位置推定とマップ構築が可能という利点を有する。

### 3. 受光強度付きスキャンデータ

本稿においては、測域センサとして Fig.1(a) に示す北陽電機 [12] 製レーザ走査型距離センサ、URG-04LX (以降、URG と記述する) を使用する。また Fig.1(b) に示すように、URG を移動ロボット上に搭載した。なお受光強度 (Received Light Intensity) を取得するために、URG のファームウェアを改造している。この URG の主な仕様を Table 1 に示す。

次に、Fig.2(a) に示す環境において、URG から受光強度付きスキャンデータを取得した例を示す。URG の正面にはスキャン対象物として白色板と黒色板が置かれている。測定の結果、Fig.2(b) に示す受光強度付きスキャンデータが得られた。Fig.2(b) において、原点が URG の位置 (スキャン中心) である。また受光強度値を色により表現している。スキャンデータのうち、白色板の部分は高い受光強度値を、黒色板の部分は低い受光強度値を持っていることが分かる。これは、白色板は URG から投射されたレーザ光をより多く反射するため、URG の受光強度も高くなるからである。一方で黒色板は URG からのレーザ光を比較的多く吸収してしまうために反射光量が少なく、結果として URG の受光強度も低い。このように、受光強度から環境中の色、あるいは材質に関する情報を取得することができる。よって受光強度情報を用いることで、環境の幾何形状だけでなく色や材質に関する情報を特徴量として利用可能となる。

なお URG 以外の測域センサについても、測定原理は数種類あるが、ほぼすべての測域センサが光を用いて距離測定を行っている。そのためこのような受光強度付きスキャンデータは、URG に限らずほとんどの測域センサから取得可能である。すなわち本稿で提案する受光強度情報を用いた SLAM 手法は、数多くの測域センサに適応可能な一般性の高い手法である。

Table 1 Specifications of URG-04LX(intensity data ver.)

測定距離	0.02 ~ 5.6 m
走査角度	240 deg
距離分解能	1 mm
角度分解能	約 0.70 deg ( 360 deg / 512 分割 ) *
受光強度値域 *	0 ~ 40,000 程度
走査時間	100 ms/scan

(\* : specially changed from normal URG-04LX)

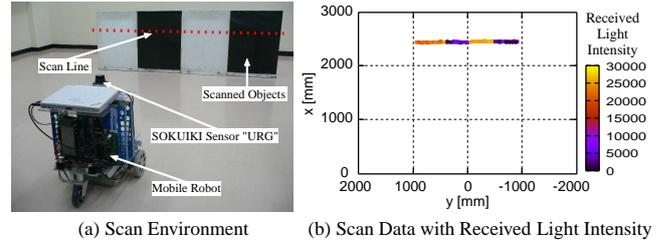


Fig. 2 Example of Received Light Intensity

### 4. Intensity-ICP スキャンマッチング

測域センサから得られる複数のスキャンデータをマッチング (位置合わせ) することにより SLAM を行う手法を、スキャンマッチングと呼ぶ。我々は測域センサから得られる受光強度情報を特徴量として併用することで、既存のスキャンマッチング手法が苦手とする幾何特徴の乏しい環境においても色や材質などに特徴があれば自己位置推定が可能なスキャンマッチング手法、Intensity-ICP スキャンマッチングを開発し [13]、受光強度情報を含む環境マップの構築を実現した [14]。本章では Intensity-ICP アルゴリズムについて説明し、よりロバストにするために行った改良方法について述べる。

Intensity-ICP アルゴリズムは ICP ( Iterative Closest Point ) アルゴリズム [15] の拡張であり、繰り返し計算により 2 つのスキャンデータのマッチングを行う手法である。基準となるスキャンデータ (マップ) を参照スキャン  $m$  と呼び、これに対して現時刻に測定したスキャンデータ (測定スキャン  $z$ ) を合わせ込んでいく。ここで、測域センサの一回のスキャンにより得られるデータ列のひとつひとつをスキャン点と呼ぶ。

Intensity-ICP アルゴリズムの繰り返し計算は以下の 3 ステップにより構成される。なお、あらかじめロボット座標系上の測定スキャン  $z_0$  を世界座標系へ座標変換しておく。世界座標系へ座標変換後の測定スキャンを  $z_1$  とする。座標変換の同次変換行列にはロボットの初期推定位置を用いる。ロボットの初期推定位置には前時刻の推定自己位置にオドメトリによる推定移動量を足した位置を使用することが望まれるが、オドメトリが使用不可能ならば前時刻の推定自己位置をそのまま用いても良い。

#### First Step

最初のステップでは、測定スキャン  $z$  から参照スキャン  $m$  への対応点探索を行う。以下の式 (1) により表される評価関数  $D$  を最小にする参照スキャン点を  $n$  番目の測定スキャン点に対する最近接点として定義し、これを対応点とする。すな

わち受光強度も考慮した上での最近接点を対応点とする。この対応点を、すべての測定スキャン点に対してそれぞれ探索し、決定する。ここで受光強度の重み係数  $\alpha$  の値は経験的に求めた。なお、この際に文献 [14] に示す誤対応除去も行う。これにより対応点を持たない測定スキャン点も発生する。

$$D(c_{r,n}) = \left\| m_{c_{r,n}} - z_{r,n} \right\|^2 \\ = \left\| s_{m_{c_{r,n}}} - s_{z_{r,n}} \right\|^2 + \alpha \left\| l_{m_{c_{r,n}}} - l_{z_{r,n}} \right\|^2 \quad (1)$$

$D$  : 対応点探索の評価関数

$z_{r,n}$  :  $r$  回目の繰り返し計算時の  $n$  番目の測定スキャン点

$c_{r,n}$  :  $z_{r,n}$  に対応する参照スキャン点の index

$m_{c_{r,n}}$  :  $c_{r,n}$  番目の参照スキャン点

$s$  : 各スキャン点の位置

$\alpha$  : 受光強度の重み係数

$l$  : 各スキャン点の受光強度値 (Received Light Intensity)

### Second Step

二番目のステップでは、以下の式 (2) に示す評価関数  $F$  を最小化する同次変換行列  $T_r$  を非線形最小化法などにより求める。一般的には最急降下法 (勾配法) やニュートン法などを用いる。本稿ではニュートン法を採用して実装した。

$$F(T_r) = \frac{1}{N_r} \sum_{n=1}^{N_r} \left\| s_{m_{c_{r,n}}} - T_r s_{z_{1,n}} \right\|^2 \quad (2)$$

$F$  : 最小化する評価関数

$T_r$  :  $r$  回目の繰り返し計算時の同次変換行列

$r$  回目の繰り返し計算時の対応点が存在する

$N_r$  : 測定スキャン点数

### Third Step

三番目のステップでは、以下の式 (3) により二番目のステップで求めた同次変換行列  $T_r$  を用いて測定スキャン  $z$  を座標変換する。座標変換後、再び最初のステップに戻り、以降はこれらのステップを繰り返し実行する。

$$s_{z_{r+1}} = T_r s_{z_1} \quad (3)$$

以上の 3 ステップの繰り返し計算の結果、二番目のステップにおいて求められる同次変換行列  $T$  が収束する。これにより測定スキャン  $z$  は参照スキャン  $m$  にマッチング (位置合わせ) され、求められた同次変換行列  $T$  が世界座標系における初期推定位置からの修正量を表す。また、以上の繰り返し計算処理を複数のスキャンデータに対して逐次的に行うことで、マップ構築が可能である。

文献 [14] においては、参照スキャンとして前時刻に取得した一回分のスキャンデータのみを用いたスキャンマッチングによりマップ構築を行っていた。しかしロボットの走行経路によっては、環境中を周回した後に同じ場所に戻ってくることも起こる。同じ場所に戻ってきた場合、その付近のスキャンデータはすでにマップに記録されているので、そのデータも参照スキャンとして用いた方がよい。そこで本稿では、参照スキャンとして前時刻に取得したスキャンデータだけでなく、現時刻の推定自己位置における測域センサの測定範囲内にあるマップデータをサンプリングしたデータも参照スキャンとして使用するよう改良を行った。

## 5. Bayes Filter による確率的アプローチ

前章で述べた Intensity-ICP スキャンマッチングにおいては、オドメトリによる推定自己位置を繰り返し計算の初期値としてのみ使用している。このためスキャンマッチングの結果、オドメトリによる推定自己位置とは大きく異なる自己位置が推定される場合がある。誘拐ロボット問題 (Kidnapped Robot Problem) [16] を扱わない場合、オドメトリによる推定自己位置はある程度信頼できるため、オドメトリと大きく異なる自己位置が推定された場合はスキャンマッチングに失敗している可能性が高い。そこでオドメトリによる推定結果とスキャンマッチングによる推定結果を確率的に融合することで、より信頼性の高い SLAM を行うことが可能となる。

確率的に SLAM を行う場合、移動ロボットの動きなどに対してマルコフ性を仮定した上で、Bayes Filter を用いて走行モデル (Motion Model) と計測モデル (Measurement Model) による確率分布を融合する手法が提案されている [17],[18]。ロボット位置  $x_t$  とマップ  $m$  の同時確率  $p(x_t, m | u_{1:t}, z_{1:t})$  は、式 (4) の漸化式によって定式化される。本稿で扱うマップ  $m$  は、幾何形状だけではなく受光強度情報も持ったマップである。ここで  $p(z_t | x_t, m)$  が計測モデル、 $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$  が走行モデルの確率分布である。次章以降ではこの枠組みに基づき、オドメトリと Intensity-ICP スキャンマッチングの推定結果を確率的に融合することで信頼性の高い SLAM を実現する。

$$p(x_t, m | u_{1:t}, z_{1:t}) \\ = \eta_z p(z_t | x_t, m) \\ \times \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1}, m | u_{1:t-1}, z_{1:t-1}) dx_{t-1} \quad (4)$$

$x_t$  : 時刻  $t$  におけるロボット位置

$m$  : 幾何形状、及び受光強度情報を持った環境マップ

$u_{1:t}$  : オドメトリデータ  $u$  の時系列 ( $u_1, \dots, u_t$ )

$z_{1:t}$  : 測定スキャンデータ  $z$  の時系列 ( $z_1, \dots, z_t$ )

$\eta_z$  : 正規化係数

## 6. 単一仮説追跡による SLAM

### 6.1 スキャンマッチングの失敗への対策

ロボット位置、及びマップに関して単一仮説を追跡する場合、オドメトリによる推定結果とスキャンマッチングによる推定結果を融合する際に推定の失敗を判別し、誤った推定結果を除去することが重要となる。Intensity-ICP スキャンマッチングによるマップ構築では逐次的に推定を行うため、単一仮説追跡においては、失敗した推定結果を除去しなければ、それ以降の推定がすべて誤った推定となってしまう。そこで本章では、オドメトリを用いた確率的な走行モデルによりスキャンマッチングの失敗を判別し、誤った推定結果を除去する手法を提案する。

### 6.2 走行モデルと計測モデル

走行モデルを区間制約付き一様分布を用いて式 (5) のように設計した。真のロボット位置はオドメトリの許容誤差  $\varepsilon$  の範囲内に存在するという走行モデルである。なお  $\varepsilon$  は経験

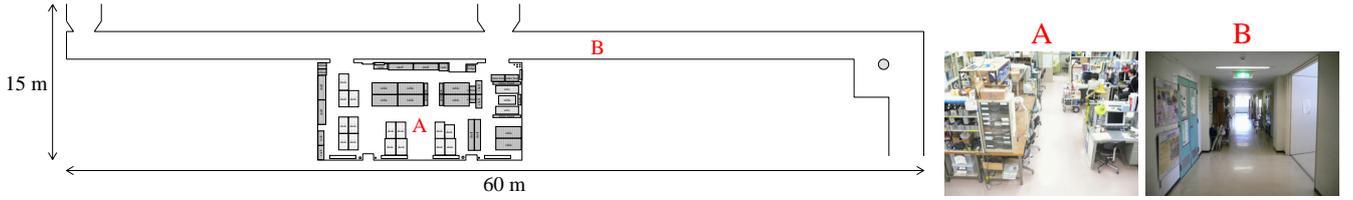


Fig. 3 Experimental Environment

的に求めた。また計測モデルとして、Intensity-ICP スキャンマッチングによる推定結果を用いる。

$$p(x_t|x_{t-1}, u_t) = \begin{cases} \frac{1}{\eta_x} & \text{if } \hat{x}_t \leq x_{t-1} + R_{t-1}(u_t + \varepsilon) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

- $u_t$  : 時刻  $t-1$  から時刻  $t$  までのオドメトリによる推定移動量
- $\eta_x$  : 正規化定数
- $\hat{x}_t$  : Intensity-ICP スキャンマッチングによる推定自己位置
- $R_{t-1}$  :  $x_{t-1}$  の姿勢 (向き) への回転行列
- $\varepsilon$  : オドメトリによる推定移動量の許容誤差

### 6.3 単一仮説追跡での推定処理

単一仮説追跡の SLAM における推定処理を以下のように行う。まず Intensity-ICP スキャンマッチングにより自己位置とマップの推定を行う。次にスキャンマッチングによる推定自己位置が式 (5) に示す走行モデルによる許容誤差の範囲内ならば、スキャンマッチングによる推定結果を採用する。一方で走行モデルによる許容誤差の範囲から外れていた場合、スキャンマッチングに失敗したとみなす。本稿では、スキャンマッチングに失敗した場合はオドメトリによる自己位置とマップの推定結果を採用する。以上の処理を逐次的に行い、オドメトリを用いた走行モデルによる推定結果とスキャンマッチングによる推定結果を融合した SLAM を実現する。

### 6.4 マップ構築実験

本章にて提案したオドメトリを用いた走行モデルと Intensity-ICP スキャンマッチングの融合手法の有効性を検証するために、本章で提案した手法と Intensity-ICP スキャンマッチングのみによる手法を実験により比較した。

人がロボットを操作することで Fig.3 に示す環境中を走行させ、ロボットが一定間隔毎に受光強度付きスキャンデータ及びオドメトリデータを取得した。総走行距離は 200 m 程度であり、最終的なオドメトリによる推定自己位置は 20 m 程度の誤差を含んでいた。また、走行終了後にそれぞれの手法を用いて SLAM を行った。

オドメトリによる推定自己位置にスキャンデータを貼り合わせて構築したマップを Fig.4 に、Intensity-ICP スキャンマッチングのみにより構築したマップを Fig.5 に、本章において提案した手法を用いて構築したマップを Fig.6 に示す。

オドメトリによって構築したマップは、累積誤差の影響でマップが歪んでしまっている。また Intensity-ICP スキャンマッチングを用いて構築したマップは、オドメトリにより構築したマップよりは精度が良いものの、逐次処理の途中でスキャンマッチングに失敗しているためにマップが誤った方向

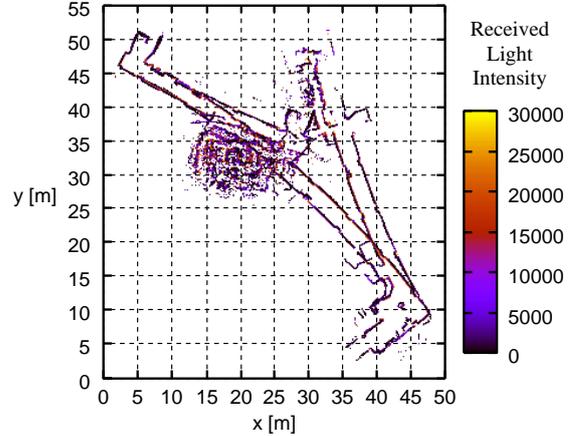


Fig. 4 Map built by Odometry

に構築されている。これらの結果と比較して本章にて提案した手法では、オドメトリを用いた走行モデルによりスキャンマッチングの失敗を判別し、誤った推定結果を除去することができている。そのため構築されたマップには大きな歪みはない。しかし多少の歪みは残っており、環境形状を正確に表したマップとは言い難い。

マップの歪みの原因としては、スキャンマッチングの精度不足や単一仮説しか追跡していないことが挙げられる。スキャンマッチングの精度を向上させることができれば、構築されるマップの歪みは少なくなる。しかし逐次的に単一仮説のみを追跡している以上、一度でもロボット位置とマップの推定に失敗してしまうと、本質的にその部分のマップの歪みを修整することは不可能である。このため逐次的な単一仮説追跡ではループ解決が困難であり、ループ解決を行うためには文献 [19] に示されるような手法を用いなければならない。そこで次章では確率的にロボット位置とマップの複数仮説を追跡することで、より精度良く、かつループ解決の可能な SLAM 手法を提案する。

## 7. 複数仮説追跡による SLAM

### 7.1 Rao-Blackwellized Particle Filter

本章ではロボット位置とマップの同時確率を式 (6) のように分離し、Rao-Blackwellized Particle Filter (RBPF) を用いた推定を行う。RBPF を用いた SLAM 手法は文献 [20] において提案された手法であり、文献 [21] などにおいても使用されている。この枠組みではパーティクルの分布によりロボット位置を確率的に表現し、かつ各パーティクルがマップを持っている。これによりロボット位置とマップに関して複数仮説を追跡することが可能となる。

$$p(x_{1:t}, m|u_{1:t}, z_{1:t}) = p(m|x_{1:t}, z_{1:t})p(x_{1:t}|u_{1:t}, z_{1:t}) \quad (6)$$

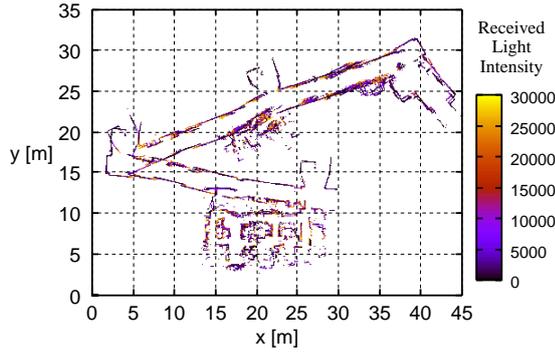


Fig. 5 Map built by Intensity-ICP Scan Matching

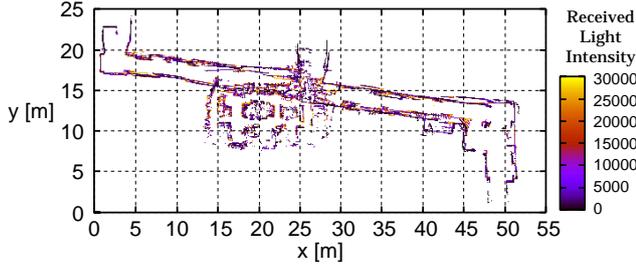


Fig. 6 Map built by Intensity-ICP Scan Matching with Motion Model

ロボット位置は Monte Carlo Localization (MCL) [22] を受光強度情報を用いるよう拡張した手法により走行モデルと計測モデルを用いて推定し、パーティクル毎に推定されたロボット位置にスキャンデータを貼り合わせることでマップ構築を行う。これにより各パーティクルがロボット位置とマップの仮説を追跡する複数仮説追跡によって式 (4) に示した Bayes Filter による SLAM を実現する。なお MCL の枠組みを用いることで Intensity-ICP スキャンマッチングにおける繰り返し計算 (最小化) は必要なくなり、計測モデル (評価関数) に基づいて尤度を計算するのみで良い。

## 7.2 走行モデルと計測モデル

パーティクルにより表現されるロボット位置に対する走行モデルを、式 (7) のように設計した。

$$x_t^{(i)} = x_{t-1}^{(i)} + R_{t-1}^{(i)}(u_t + w_t^{(i)}) \quad (7)$$

- $x_t^{(i)}$  : 時刻  $t$  における  $i$  番目のパーティクルが持つロボット位置
- $R_{t-1}^{(i)}$  :  $x_{t-1}^{(i)}$  の姿勢 (向き) への回転行列
- $w_t^{(i)}$  : オドメトリ誤差を表す正規分布  $N(0, \Sigma_w)$  に従った乱数 (ここで  $\Sigma_w$  は経験的に求めた)

また Intensity-ICP の評価関数を拡張することで、計測モデルを正規分布を用いて式 (8) のように設計した。ここで  $\sigma_z$ 、及び  $\alpha$  の値は経験的に求めた。また対応点として、受光強度も考慮した式 (1) の意味での最近接点を用いた。

$$p(z_t | x_t, m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_z} \exp\left(-\frac{d_t^2}{2\sigma_z^2}\right) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} d_t &= \frac{1}{N_t} \sum_{n=1}^{N_t} \|m_{c_{t,n}} - T_t z_{t,n}\|^2 \\ &= \frac{1}{N_t} \sum_{n=1}^{N_t} \left( \|s_{m_{c_{t,n}}} - T_t s_{z_{t,n}}\|^2 + \alpha \|l_{m_{c_{t,n}}} - l_{z_{t,n}}\|^2 \right) \end{aligned} \quad (9)$$

- $N_t$  : 時刻  $t$  における対応点が存在する測定スキャン点数
- $z_{t,n}$  : 時刻  $t$  における  $n$  番目の測定スキャン点
- $T_t$  :  $x_t$  における測定スキャンデータ  $z_t$  を世界座標系へ座標変換する同次変換行列
- $c_{t,n}$  :  $T_t z_{t,n}$  に対応するマップスキャン点の index
- $m_{c_{t,n}}$  :  $c_{t,n}$  番目のマップスキャン点

## 7.3 複数仮説追跡での推定処理

受光強度情報の特徴量として併用する RBPF を用いた SLAM は、以下の 4 ステップの処理を逐次的に行うことで実現される。

- 1) 予測  
式 (7) の走行モデルにより現時刻のロボット位置を予測。
- 2) 尤度計算  
式 (8) の計測モデルにより各パーティクルの尤度を計算。
- 3) リサンプリング  
各パーティクルの尤度に基づいてリサンブル。尤度の高いパーティクルは自身のコピーを多く残し、尤度の低いパーティクルは消滅する。リサンブル後の各パーティクルの尤度は均等にす。また、今回の実装ではパーティクルの総数は変化しない。
- 4) マップ更新  
各パーティクル毎に持つマップに対して、現在のロボット位置に測定スキャンデータを貼り合わせることでマップを更新。

以上の処理によりロボット位置とマップに関して確率的に複数の仮説を推定し、逐次的に追跡することが可能となる。

本章で提案する手法は、文献 [23] で提案されている手法と似た動きをする。しかし文献 [23] においてはロボット位置に関しては複数仮説を追跡しているが、マップに関してはひとつの仮説しか持っていない。本章で提案する手法はロボット位置だけでなくマップに対しても複数の仮説を追跡しており、これによりループ解決を実現可能な手法である。

## 7.4 マップ構築実験

6.4 節において取得したデータを用い、本章にて提案した受光強度情報を用いた RBPF による SLAM 手法を用いてマップ構築を行った。なお、パーティクル数は 512 個とした。

最終的に尤度の累積が最も大きかったパーティクルが持つマップを Fig.7 に示す。Fig.6 に示した単一仮説追跡により構築したマップと比較して、本章にて提案した手法により構築したマップは正確に環境形状を復元できており、受光強度情報を含む環境形状マップを歪みなく構築できている。

本章で提案した手法の特徴は、環境中の色や材質に関する情報の特徴量として利用していることである。このため、既存手法よりも幾何特徴の乏しい環境における有効性が高い。

## 8. まとめ

本稿では測域センサから得られる受光強度付きスキャンデータを用いた SLAM 手法について述べた。オドメトリに

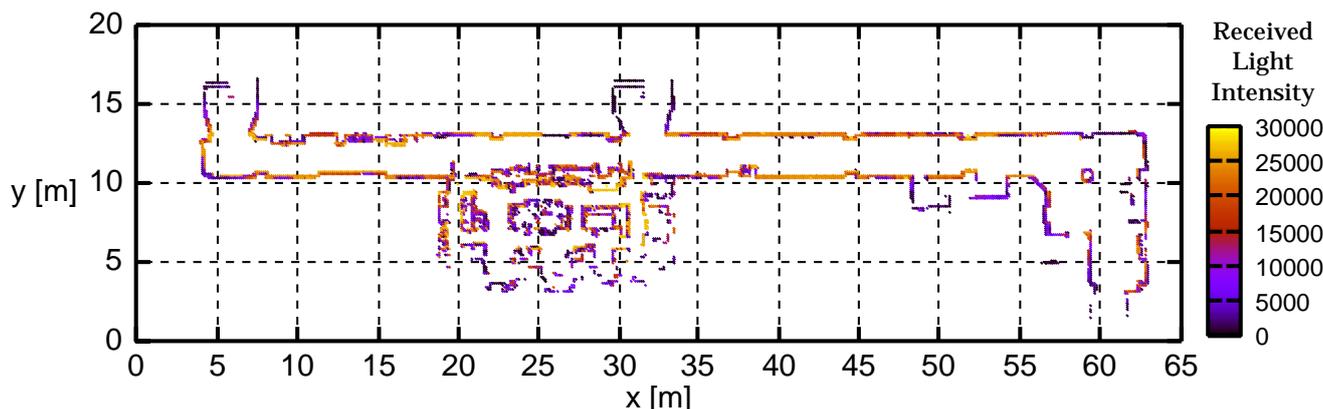


Fig. 7 Map built by Rao-Blackwellized Particle Filter

よる推定自己位置と受光強度情報を特徴量として併用したスキャンマッチングによる推定自己位置を確率的に融合することで、受光強度情報を含む精度の良い環境形状マップの構築を実現した。本稿で提案した手法の特徴は、受光強度情報を用いることにより環境中の色や材質に関する情報を特徴量として利用していることである。これにより幾何特徴の乏しい環境においても、色や材質などに特徴があれば自己位置推定、及びマップ構築が可能という利点を持つ。

今後の課題としては、受光強度を用いた環境マップ構築の有効性評価、及び構築した受光強度情報を含む環境マップを自己位置推定に利用する際の有効性評価が挙げられる。また、受光強度の重み係数などの最適な決定方法も今後の課題である。あるいは、測域センサから得られる受光強度値は測定対象物の色や材質だけでなく測定位置にも依存した値であるため、受光強度の特性の調査や不変特徴量への変換も今後の課題だと言える。

## 参考文献

- [1] Hirohiko Kawata, Akihisa Ohya, Shin'ichi Yuta, Wagle Santosh, and Toshihiro Mori : "Development of Ultra-Small Lightweight Optical Range Sensor System", *Proc. of IROS'05*, 2005.
- [2] 木田 祐介, 高岡 豊, 加賀美 聡, 溝口 博, 金出 武雄 : "時系列距離画像からのビジュアルオドメトリーによる高速三次元環境復元", *Proc. of ROBOMECH'05*, 2005.
- [3] 目黒 淳一, 福安 徹也, 石川 貴一朗, 瀧口 純一, 天野 嘉春, 橋詰 匠 : "複数の基線長を利用した GPS/DR 複合型全周モーションステレオによる屋外三次元環境復元", 第 11 回ロボティクスシンポジウム, 2006.
- [4] Masahiro Tomono : "3-D Localization and Mapping Using a Single Camera Based on Structure-from-Motion with Automatic Baseline Selection", *Proc. of ICRA'05*, 2005.
- [5] Masahiro Tomono : "3-D Object Map Building Using Dense Object Models with SIFT-based Recognition Features", *Proc. of IROS'06*, 2006.
- [6] 増田 健, 岡谷 (清水) 郁子, 佐川 立昌 : "距離データ処理 - 複数距離画像からの形状モデル生成技術", *Proc. of the 146th CVIM*, pp.105-116, 2004.
- [7] C. Chua, and R. Jarvis : "3-D Free-Form Surface Registration and Object Recognition", *Int. J. of Computer Vision*, Vol.17 No.1, pp.77-99, 1996.
- [8] Masahiro Tomono : "A Scan Matching Method using Euclidean Invariant Signature for Global Localization and Map Building", *Proc. of ICRA'04*, 2004.
- [9] Andrew E. Johnson, and Sing B. Kang : "Registration and Integration of Textured 3-D Data", *Proc. of Int. Conf. on Recent Advances in 3-D Digital Imaging and Modeling (3DIM'97)*, 1997.
- [10] G. Godin, M. Rioux, and R. Baribeau : "Three-Dimensional Registration using Range and Intensity Information", *Proc. of SPIE Videometrics III*, Vol.2350, pp.279-290, 1994.
- [11] C. Schutz, T. Jost, and H. Hugli : "Multi-Feature Matching Algorithm for Free-Form 3D Surface Registration", *Proc. of the 14th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Vol.2, pp.982-985, 1998.
- [12] Hokuyo Automatic Co., Ltd.  
<http://www.hokuyo-aut.co.jp/>
- [13] 原 祥亮, 川田 浩彦, 大矢 晃久, 油田 信一 : "測域センサの反射強度データを用いたスキャンマッチングによる移動ロボットの自己位置推定", *Proc. of ROBOMECH'06*, 2006.
- [14] 原 祥亮, 川田 浩彦, 大矢 晃久, 油田 信一 : "測域センサの反射強度情報を含む環境マップの構築", *Proc. of RSJ'06*, 2006.
- [15] Paul J. Besl, and Neil D. McKay : "A Method for Registration of 3-D Shapes", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol.14 No.2, pp.239-256, 1992.
- [16] 上田 隆一, 新井 民夫, 浅沼 和範, 梅田 和昇, 大隅 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.466-473, 2005.
- [17] Sebastian Thrun : "Robotic Mapping: A Survey", *Exploring Artificial Intelligence in the New Millennium, Morgan Kaufmann Publishers*, 2002.
- [18] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox : "Probabilistic Robotics", *The MIT Press*, 2005.
- [19] Masahiro Tomono, and Shin'ichi Yuta : "Object-based Localization and Mapping using Loop Constraints and Geometric Prior Knowledge", *Proc. of ICRA'03*, 2003.
- [20] A. Doucet, N. de Freitas, K. Murphy, and S. Russell : "Rao-Blackwellized Particle Filtering for Dynamic Bayesian Networks", *Proc. of the 16th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence (UAI'00)*, pp.176-183, 2000.
- [21] Dirk Hahnel, Wolfram Burgard, Dieter Fox, and Sebastian Thrun : "An Efficient FastSLAM Algorithm for Generating Maps of Large-Scale Cyclic Environments from Raw Laser Range Measurements", *Proc. of IROS'03*, 2003.
- [22] Frank Dellaert, Dieter Fox, Wolfram Burgard, and Sebastian Thrun : "Monte Carlo Localization for Mobile Robots", *Proc. of ICRA'99*, 1999.
- [23] Masahiro Tomono : "Robust Robot Localization and Map Building using a Global Scan Matching Method", *Proc. of IROS'04*, 2004.