

測域センサの受光強度付きスキャンデータを用いた パーティクルフィルタによる広域 SLAM

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)

SLAM for Large Environments 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. This algorithm was implemented with particle filters. Because of using Received Light Intensity data, the method is robust for both geometric featured and featureless environments if there are some features like colors or materials. In addition, the method tracks multiple hypothesis of positions and maps by particle filters. So it can localize more robustly and can close loops of large environments. The result of this method, a map can be built which has abundant informations; not only geometric data but also Received Light Intensity.

Key Words: SOKUIKI Sensor, Received Light Intensity, Particle Filter, SLAM

1. はじめに

ロボットの自律移動の実現には、ロボット自身が環境マップを持っていることが望ましい。しかしマップを人間が作製することは労力が大きいと、ロボットによる自動的なマップ構築が求められる。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、Simultaneous Localization and Mapping (SLAM) と呼ばれ、盛んに研究が行われている。

既存研究の多くは環境中の幾何形状のみを特徴量として用いているため、幾何形状の乏しい環境においては有効でないという問題点があった。そこで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、環境中に幾何特徴がなくとも色などの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 を開発し [1]、受光強度情報を含む環境マップの構築を実現した [2]。しかし Intensity-ICP は逐次型のマッチング手法であり、また自己位置を一意に推定してしまうため、マップ構築時のループ解決が難しい。

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、パーティクルフィルタによって確率的に複数仮説を追跡することで、幾何形状の乏しい環境にも有効であり、かつループ解決の可能な SLAM を実現した。これにより、Intensity-ICP スキャンマッチングでは不可能だった広域な環境の受光強度情報を含むマップ構築に成功した。

2. 確率的アプローチ

確率的に SLAM を行う場合、マルコフ性を仮定した上で、ベイジアンフィルタを用いて走行モデル (Motion Model) と計測モデル (Measurement Model) の確率分布を融合する手法が提案されている [3]。本稿ではこの枠組みを拡張することで、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 を実現する。ロボット位置 x_t とマップ m の同時確率 $p(x_t, m | \mathbf{u}^{(t)}, \mathbf{z}^{(t)})$ は、式 (1) 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測域センサから得られる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。

$$p(x_t, m | \mathbf{u}^{(t)}, \mathbf{z}^{(t)}) = \eta p(z_t | x_t, m) \int p(x_t | x_{t-1}, u_t) p(x_{t-1}, m | \mathbf{u}^{(t-1)}, \mathbf{z}^{(t-1)}) dx_{t-1} \quad (1)$$

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

$\mathbf{u}^{(t)}$: 内界センサデータ (オドメトリデータなど) の時系列

$$\mathbf{u}^{(t)} = u_1, \dots, u_t$$

$\mathbf{z}^{(t)}$: 外界センサデータ (スキャンデータなど) の時系列

$$\mathbf{z}^{(t)} = z_1, \dots, z_t$$

η : 正規化係数

3. 確率モデル

3.1 ロボット位置とマップの同時確率モデル

ベイジアンフィルタを直接計算することは不可能であるため、ロボット位置とマップの同時確率分布をモデル化することが必要である。本稿では、モンテカルロ法の一つである、パーティクル (粒子) の分布により任意の確率分布を離散的に表現可能なパーティクルフィルタを採用する。各パーティクルはロボット位置とマップを確定値として持っており、パーティクル全体の分布により任意のロボット位置とマップの同時確率 $p(x_t, m | \mathbf{u}^{(t)}, \mathbf{z}^{(t)})$ を表す。

3.2 走行モデル

走行モデル $p(x_t | x_{t-1}, u_t)$ を式 (2) のように設計した。

$$x_{t,i} = x_{t-1,i} + R_{t-1,i}(u_t + w_{t,i}) \quad (2)$$

$x_{t,i}$: 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

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

$w_{t,i}$: オドメトリ誤差を表す下式の2次元正規分布に従った乱数

$$p(w) = \frac{1}{2\pi|\Sigma_w|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}w^T \Sigma_w^{-1}w\right\}$$

ここで Σ_w は経験的に求めた。

3.3 計測モデル

Intensity-ICP の評価関数を拡張することで、計測モデル $p(z_t | x_t, m)$ を式 (3) のように設計した。

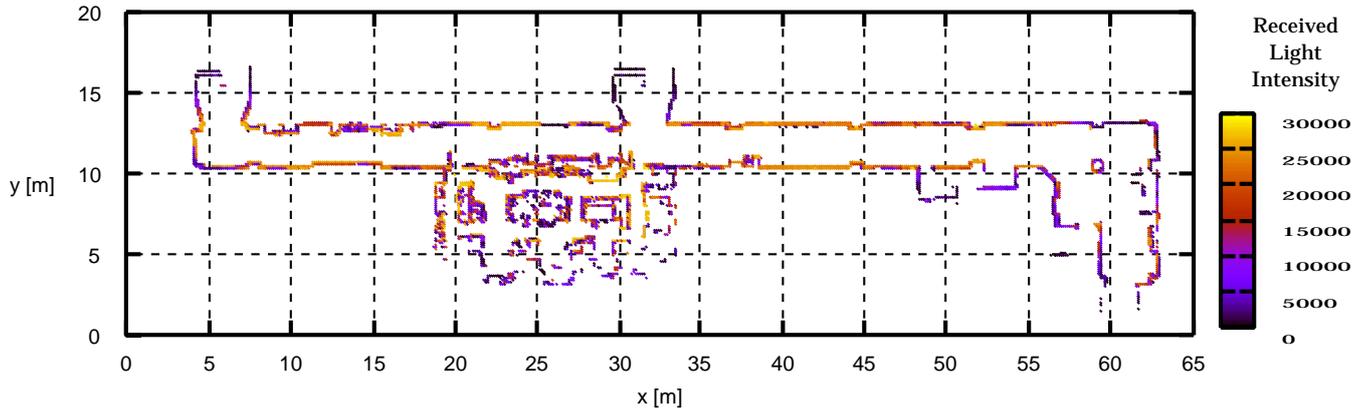
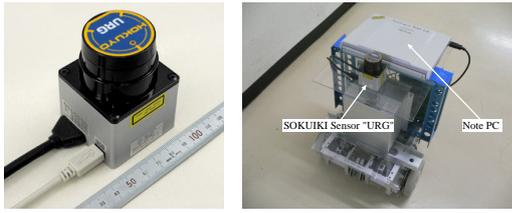


Fig. 2 Map of a Large Environment with Received Light Intensity of a SOKUIKI Sensor



(a) URG-04LX[5] (b) Mobile Robot

Fig. 1 SOKUIKI Sensor and Mobile Robot

$$p(z_t|x_t, m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_z} \exp\left(-\frac{d_t^2}{2\sigma_z^2}\right) \quad (3)$$

$$d_t = \frac{1}{N_t} \sum_{n=1}^{N_t} \|m_{c_{t,n}} - T_t z_{t,n}\|^2$$

$$= \frac{1}{N_t} \sum_{n=1}^{N_t} \left\{ \|s_{m_{c_{t,n}}} - T_t s_{z_{t,n}}\|^2 + \alpha \|l_{m_{c_{t,n}}} - l_{z_{t,n}}\|^2 \right\} \quad (4)$$

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

x_t : 時刻 t における測定スキャンを世界座標系へ座標変換する

T_t : 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

s : 各スキャン点の位置

α : 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)

ここで σ_z 、及び α の値は経験的に求めた。

また、対応点として最近接点を用いた。

4. 逐次処理の流れ

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、パーティクルフィルタによる SLAM における逐次処理の流れについて説明する [4]。

以下の 3 ステップの繰り返し計算により自己位置推定とマップ構築を同時に行い、式 (1) を実現する。なお、尤度計算とリサンプリングの操作を合わせてフィルタリング (filtering) と呼ぶ。

予測 (prediction)

式 (2) の走行モデルを用いてパーティクルを拡散。

尤度計算 (likelihood calculation)

式 (3) の計測モデルを用いて各パーティクルの尤度を計算。また、各パーティクル毎に持つマップにスキャンデータを追加し、マップを更新。

リサンプリング (resampling)

各パーティクルの尤度に基づいてリサンプル。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。リサンプル後の各パーティクルの尤度は均等にする。また、パーティクルの総数は変化しない。

5. 実験

以上の SLAM アルゴリズムを実装し、北陽電機 [5] 製の測域センサ URG-04LX (Fig.1(a)) を搭載したロボット (Fig.1(b)) を用いて実験を行った。

人が測域センサを搭載したロボットを操作することで環境中を走行させ、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。走行終了後に本稿にて提案した SLAM アルゴリズムを用いて自己位置推定、並びに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.2 に示す。受光強度情報を含む、広域な環境マップを歪みなく構築できていることが分かる。

6. 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、パーティクルフィルタによる SLAM を実現した。確率的に複数仮説を追跡することにより、Intensity-ICP スキャンマッチングと比較して大幅にロバスト性を向上させ、形状に歪みのない受光強度情報を含む広域な環境マップの構築に成功した。

参考文献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Sebastian Thrun, Wolfram Burgard, and Dieter Fox: "Probabilistic Robotics", *The MIT Press*, 2005.
- [4] 樋口 知之: "粒子フィルタ", *電子情報通信学会誌*, Vol.88, No.12, pp.989-994, 2005.
- [5] Hokuyo Automatic Co., Ltd.
<http://www.hokuyo-aut.co.jp/>