

既知の環境地図とLRFデータのみを用いる自己位置推定

九州工業大学大学院 ○鳥飼正孝 黒木秀一

Localization using only an environmental map and LRF data

Masataka Torikai and Shuichi Kurogi, Kyushu Institute of Technology.

Abstract: This paper describes a localization method using only an environment map and LRF data (the data obtained by a laser range finder). The method is to estimate robot's position using NCC (normalized cross-correlation) between ternary value images representing environmental map and LRF data. The method can be expected to estimate robot's position easier than SLAM. We conducted experiments to ascertain the effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

近年、ロボットに求められる性能も多様化している。その中でも、ロボットが自律移動することは、基本的な要素技術としてロボットが具備すべき機能の一つである。そのためには、ロボット自身がその環境を理解し、移動するために必要な情報を収集し、行動に反映させ、改善を行う必要がある。この場合に必要な情報としてロボットの姿勢情報があり、この情報をもとに自己位置推定や環境地図の作成を行う。このことを一般的にSLAM問題と呼び、研究がなされている[1]。

しかし、センサを用いて情報を取得する中で、必ずデータに誤差が生じてしまう。誤差の乗ったデータをもとに自己位置推定と環境地図作成を繰り返して行うことで誤差が増大し、最終的には計算が発散してしまうという問題があげられる。

そこで本稿では、既知の地図データを与え、移動ロボットに搭載したレーザレンジファインダ(LRF)より取得したデータとマッチングさせることで自己位置推定を行う。これより、SLAMより簡単に、かつ精度の高い自己位置推定結果が期待できる。

2. 原理

2.1. システムの概要

本研究ではiRobot社が開発した移動ロボットATRV-Mini(図1(a))を使用している。このロボットはロボットの移動速度と回転速度をロボットのコンピュータに入力することでロボットの姿勢を制御することができる。

一般的なSLAM問題や、その他のロボットナビゲーションに関する研究では、カメラ、LRF、GPSなど複数のセンサやオドメトリを

組み合わせて用いる場合が多い。しかし、本研究では、LRFのみを使用することで、センサ情報の統合作業を無くし、計算処理速度を上げ、自己位置推定を行う。逆に、LRFのみでは十分な性能が得られない可能性もあるが、本研究はその性能限界の調査研究でもある。

本研究では北陽電機株式会社製のURG-04LX(図1(b))を使用した。LRFは、中心部より水平状に近赤外線のスポン光(計測レーザ)を照射し計測対象との距離を計測するセンサである。LRFより出力されるレンジデータは、角度 θ と距離 r の極座標系のデータが出力される。URG-04LXの仕様について表1にまとめる。

次に、LRFより得られたレンジデータの例を図2に示し特徴について述べる。図2(a)のような環境においてLRFのレンジデータを取得し直交座標系に変換すると、図2(b)のようになる。LRFより得られたレンジデータ



(a) iRobot ATRV-Mini (b) HOKUYO URG-04LX

Fig. 1. Experimental devices

Table 1. Specifications of URG-04LX

Detection range	4[m]
Accuracy	1% of measurement
Field of view	240[deg.]
Angular Resolution	0.36[deg.]

には、カメラのような画像を取得するセンサに比べ、環境光の影響を受けないことや、高性能な距離計測が可能であるといった長所がある。しかし、図2(b)のAに示すようにジャンプエッジと呼ばれる計測欠落点ができる。この現象は、レーザが計測対象に吸収もしくは、乱反射が起きる場合などに発生したり、隠れて見えない計測対象(対象の裏側など)が存在する場合はデータが計測できない。また、図2(b)のBとCを比べるとデータの解像度の違いができています。この現象は、LRFの計測角度の解像度は一定であるため、LRFから近い計測点とLRFから遠い計測点では計測点同士の距離が異なるため生じる。また、実際にロボットを移動させながらデータを取得すると、データの歪みが生じる。これは、LRFが1スキャンする間にもロボットは移動するために実際とは異なるデータを計測してしまうことが原因と考えられる。LRFにはこのような長所や欠点がある。

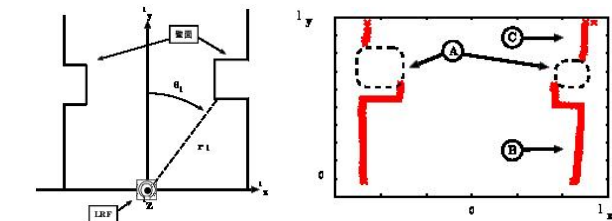
2.2 環境地図とLRFデータの前処理

2.2.1 環境地図

本研究ではiRobotを制御棟2階の演習室を図3(a)のようなルートで走行させた。また、自己位置推定の際に使用する環境地図についても図3(a)を用い、図3(b)のように壁、通路、その他とした。地図画像を $M(\mathbf{x})$ とすると、

$$M(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & (\text{壁}) \\ -1 & (\text{通路}) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases}$$

とおく。



(a)Environment to get LRFdata (b)Details of the LRFdata

Fig. 2. An example of a range image

2.2.2 LRFデータ

各時刻 t で計測したLRFデータを読み込む。読み込んだデータを計測LRFデータ z_t とすると、

$$z_t = \{r(i\Delta\varphi + \varphi_0) \mid i = 0, 1, 2, \dots\}$$

と表せる。ただし、 φ_0 はスキャン初期角度、 $\Delta\varphi$ はスキャン解像度を表している。

次に、図4のようにLRFデータの計測原点 $(0,0)$ を始点とし、 z_t から構成される点

$$z_i \equiv (r(\varphi_i)\cos(\varphi_i), r(\varphi_i)\sin(\varphi_i)) \text{ を } i = 0, 1, 2, \dots \text{ について順にたどって構成される多角形を計測多角形 } P_i$$

とすると、計測データは画像 $T_i(\mathbf{x})$ として、

$$T_i(\mathbf{x}) = \begin{cases} 1 & (\text{多角形 } P_i \text{ の辺}) \\ -1 & (\text{多角形 } P_i \text{ の内部}) \\ 0 & (\text{多角形 } P_i \text{ の外部}) \end{cases}$$

と表せる。

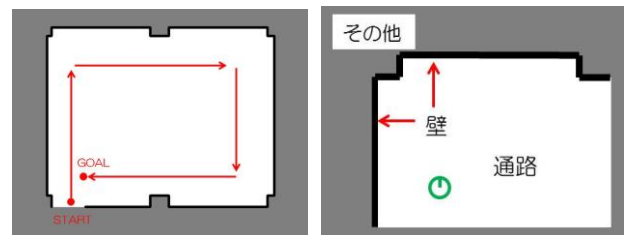
2.3 マッチングと自己位置推定

ここでは、LRFデータの環境地図へのマッチング手法を示す。まず、運動学モデルより、ロボットの姿勢を

$$\begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_t \\ \tilde{\theta}_t \end{pmatrix} = f(\hat{\mathbf{x}}_{t-1}, \hat{\mathbf{u}}_{t-1})$$

とする。

$\hat{\mathbf{x}}_{t-1}$ はロボットの $t-1$ における推定位置、 $\hat{\mathbf{u}}_{t-1}$ はロボットの $t-1$ における推定操作量とし、



(a)Robot route

(b)Details of the map image

Fig. 3. Environmental map

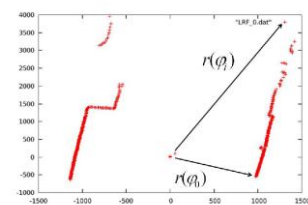


Fig. 4. Processing method of LRFdata

$$\hat{\mathbf{u}}_{t-1} = (\hat{v}_{t-1}, \hat{\omega}_{t-1})$$

ただし,

$$\begin{cases} \hat{v}_{t-1} \equiv \frac{\hat{x}_{t-1} - \hat{x}_{t-2}}{\Delta t} \\ \hat{\omega}_{t-1} \equiv \frac{\hat{\theta}_{t-1} - \hat{\theta}_{t-2}}{\Delta t} \end{cases}$$

とした.

次に計測画像 $T_t(\mathbf{x})$ を平行移動 $\Delta\mathbf{x}$, 回転 $\Delta\alpha$ を施したものを作り, 地図画像 $M(\mathbf{x})$ との正規化相互相関 $C(\Delta\mathbf{x}, \Delta\alpha)$ が最も小さい移動と回転を求めロボットの姿勢の推定値を求める.

正規化相互相関については以下に式を示す.

$$C(\Delta\mathbf{x}, \Delta\alpha) = \frac{\sum_{\mathbf{x} \in X} M(\mathbf{x}) T_t(R(\tilde{\theta}_t + \Delta\theta)(\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{x}}_t + \Delta\mathbf{x}))}{\sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in X} M(\mathbf{x})^2} \sqrt{\sum_{\mathbf{x} \in X} T_t(R(\tilde{\theta}_t + \Delta\theta)(\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{x}}_t + \Delta\mathbf{x}))^2}}$$

を求める. ただし, X は $T_t(R(\tilde{\theta}_t + \Delta\theta)(\mathbf{x} + \tilde{\mathbf{x}}_t + \Delta\mathbf{x}))$ を含む最小の矩形領域とする. また, $R(\theta)$ は,

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix}$$

で定義される回転行列である. 以上のことを踏まえてある範囲内の $\Delta\mathbf{x} \in \Delta X$ と $\Delta\alpha \in \Delta A$ に対し, 最少の $C(\Delta\mathbf{x}, \Delta\alpha)$ を与える

$$(\Delta\mathbf{x}^*, \Delta\alpha^*) = \arg \min_{(\Delta\mathbf{x}, \Delta\alpha) \in (\Delta X, \Delta A)} C(\Delta\mathbf{x}, \Delta\alpha)$$

を求める. これにより, ロボットの推定自己姿勢を

$$\begin{pmatrix} \hat{\mathbf{x}}_t \\ \hat{\theta}_t \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \tilde{\mathbf{x}}_t + \Delta\mathbf{x}^* \\ \tilde{\theta}_t + \Delta\alpha^* \end{pmatrix}$$

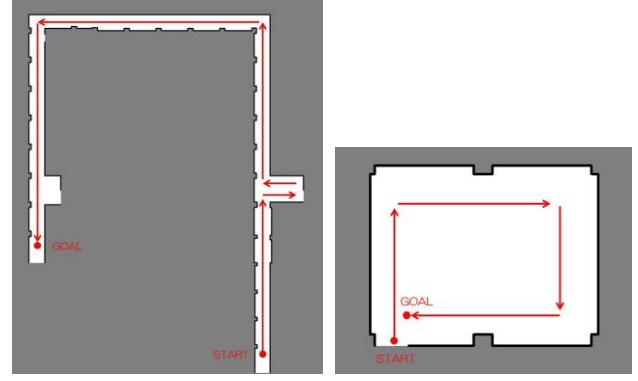
とする.

3. 実験内容

実験1として図5に示すようなルートを走行させてLRFデータをそれぞれ取得した. 次に, SLAMと比較するために, 実験2として図6のようなルートを走行させてデータを取得した.

4. 実験結果と考察

実験1における提案手法による自己位置推定結果を図7に示す. 図5の(b)における速度と角速度の変化を表したものを図8に示す. また, 図9にそれぞれのマッチングの例を示す.



(a) Robot route A

(b) Robot route B

Fig. 5. Environmental maps for experiment 1.

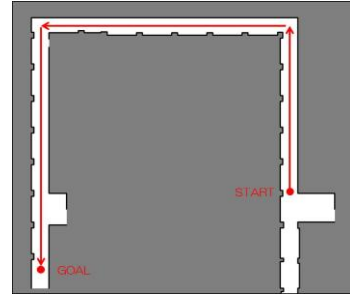
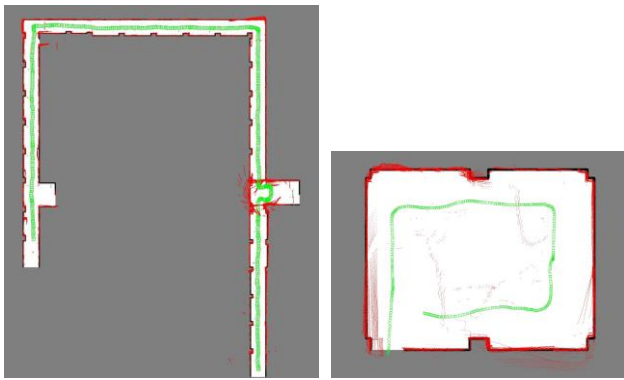


Fig. 6. Robot route for experiment 2.

図5(a)の結果において, マッチングが上手くいっていない部分はあるものの, GOALまで自己位置推定できている. 前半部分でマッチングが上手くいっていない部分に関しては, 角度の解像度を上げることでより精度の高い結果が得られると考えられる.

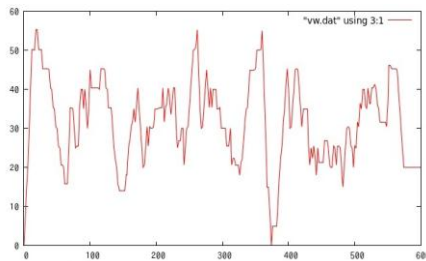
図5(b)の結果において右下部分にマッチングがうまくいっていないことが分かる. 図7(a)の速度をみると, $t=370$ 付近で $v=0$ になる部分がある. 実際にLRFデータを取得するときには, 途中で止まるような動きはなかった. これは図8(b)のようにマッチングする計測多角形の辺の部分が1直線しかない場合, 進行方向へのマッチングが難しく, 誤差の蓄積により生じたものだと考えられる.

提案手法は, 環境地図とLRFデータのみでのマッチングで自己位置推定を行うため, 図5(a)のような環境に適していると言える. また, 図5(b)のような環境地図に対しては, より精度を上げるために, オドメトリによる速度, 角速度情報を用いることを考えている.

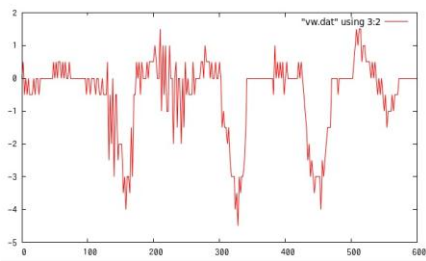


(a) Robot route A (b) Robot route B

Fig. 7. Localization result: The red points denote the matching result and the estimated robot's poses are indicated by green circles.

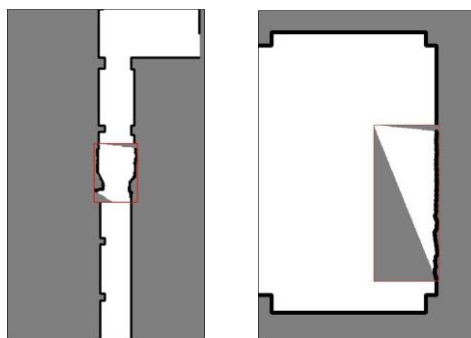


(a)



(b)

Fig. 8. (a) The velocity and (b) angular velocity in the localization result of robot route B.



(a) Robot route A (b) Robot route B

Fig. 9. Examples of the matching.

実験2において、提案手法の比較対象として、PFを用いたオフラインSLAM [2]の手法により得られる自己位置推定結果を用いる。提案手法により得られる自己位置推定結果とPFを用いたSLAMにおける自己位置推定結果を図10に示す。

この結果から、提案手法は環境地図を既知の情報として与えることで、PFを用いたオフラインSLAMよりも高精度な自己位置推定ができているとわかる。

5. まとめ

既知の地図とLRFデータを用いた自己位置推定法を提案し、自己位置推定結果を示した。

自己位置推定結果より壁とのマッチングがきれいに行われていない箇所があるので、オドメトリ情報を加えて、自己位置推定精度の向上を考えている。

既知の環境地図を用いることで、SLAMよりも簡単で高性能な自己位置推定が可能である。

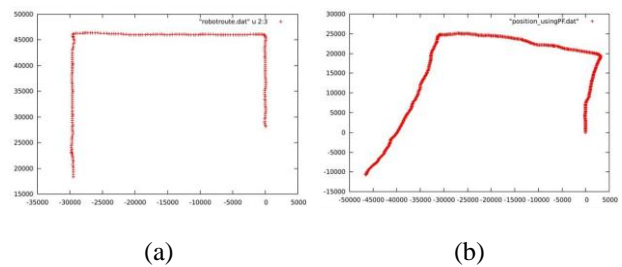


Fig. 10. Localization results using (a) the proposed method and (b) PF.

参考文献

- [1] S.Thrun 他, “確率ロボティクス”, 毎日コミュニケーションズ, 2004.
- [2] 福元浩人, “レーザレンジファインダを用いた移動ロボットの自己位置推定と環境地図作成”, 九州工業大学修士論文, 2009.