

SLAM System Using Competitive Associative Net and Improving Performance by  
Leave-One-Image-Out Cross-Validation Error

Shuichi Kurogi and Kotaro Hirayama, Kyushu Institute of technology

**Abstract:** This paper presents a method for Simultaneous Localization and Mapping (SLAM). The method uses competitive associative net (CAN2) for learning piecewise linear approximation of lines in the range image involving various noise, and then executes pairwise registration of consecutive range images approximated by pairwise lines. To reduce the propagation error caused by the consecutive pairwise registration, the method introduces leave-one-image-out cross-validation (LOOCV) and tries to minimize the LOOCV error. The effectiveness is shown by experiment.

## 1. まえがき

ロボットが自律移動するためには、ロボット自身が環境を理解し、情報を収集し、行動に反映させ、改善する必要がある。その方法として、SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)を行う。

本稿では、移動ロボットに搭載したレーザレンジファインダ(LRF)により取得した距離画像の直線を利用することで複数の距離画像の位置合わせを行い、環境地図作成と自己位置推定を行う。LRF 距離画像は、ノイズや膨大なデータ量などの特徴があり、そのようなデータを扱うために競合連想ネット CAN2 を利用する。CAN2 は非線形な関数を区分的直線近似し学習を行うニューラルネットであり、ノイズの除去、データの圧縮、LRF 距離画像を区分的に直線近似することが可能等の利点があり、本稿では CAN2 を利用した SLAM システムを提案する。さらに、精度向上のため、LOOCV (Leave-one-image-out cross-validation)を用いる位置合わせ手法を提案し、その性能を検討する。

## 2. 競合連想ネットの SLAM 問題への適用

## 2.1 LRF 距離画像

LRF は対象物体までの距離を計測するために用いた。取得されたレンジデータは極座標系であるため、直交座標系 (スキャン中心座標) へ変換したデ

ータ群を

$$\mathbf{Z}_{[s]t} = \left\{ \mathbf{p}_{[s]t}^i = (x_{[s]t}^i, y_{[s]t}^i)^T \mid i = 1, 2, \dots \right\}$$

とする。添字[s]はスキャン中心座標系であることを示す。

## 2.2 CAN2 により区分直線近似

CAN2 を用いて区分線形近似するため、距離画像を二つのデータ群に分割する。そのデータ群をそれぞれ  $\mathbf{Z}_{[s]t}^L$ ,  $\mathbf{Z}_{[s]t}^R$  とし、これらのデータをそれぞれ45度、45度だけ回転させる。これらは CAN2 による区分線形近似を行うとき、関数で表現できない箇所が存在するために行う。

$\mathbf{Z}_{[s]t}^L$  に対し、 $N$ 個の区分直線(ユニット)に分割する CAN2 を用いる<sup>1)</sup>。  $j (= 1, 2, \dots, N)$ 番目のユニットは重み  $w_{[s]t,1}^j$  と連想行列  $\mathbf{M}_{[s]t}^j$  を持つ。  $\mathbf{Z}_{[s]t}^L$  に対し、関数  $y_{[s]t}^i = f(x_{[s]t}^i)$  で学習後、入力空間をボロノイ領域に分割し、各領域で線形近似  $y_{[s]t}^i = \mathbf{M}_{[s]t}^j x_{[s]t}^i$  を適用することで距離画像は区分直線に分割できる<sup>2)</sup>。このデータ群を  $\mathbf{Z}_{[s]t}^{L,CAN2}$  とする。

$\mathbf{Z}_{[s]t}^{L,CAN2}$  より以下のデータを取り除き、位置合わせのための興味領域(ROD)とする。

(i) ジャンプエッジの除去

ジャンプエッジデータは法線ベクトル  $\mathbf{n}_{[s]t}^j$  に対

し  $(\mathbf{n}_{[s]t}^j)^T \mathbf{q}_{[s]t}^j = 0$  を満たす。したがって、

$$\left| (\mathbf{n}_{[s]t}^j)^T \mathbf{q}_{[s]t}^j \right| / \left\| \mathbf{q}_{[s]t}^j \right\| < \cos(\pi/2 - \phi^{je})$$

る。ここで  $\phi^{je}$  は許容誤差を意味する。

## (ii) 信頼性の低い区分直線の除去

データ数が 4 以下のユニットのデータは信頼性が低いため除去する。

さらに、興味領域内の  $w_{[s]t,1}^j$  から直線抽出を行い、抽出された直線の重心を  $\zeta_{[s]t}^j$ 、法線ベクトルを  $\mathbf{v}_{[s]t}^j$  とする。

$\mathbf{Z}_{[s]t}^R$  も同様に区分直線近似を行い、左右の壁を統合し、 $\mathbf{Z}_{[s]t}^{\text{ROI}}$  とする。

## 2.3 区分直線を用いた距離画像の位置合わせ

$c$  番目画像  $\mathbf{Z}_{[s]c}^{\text{ROI}}$  と  $r = (c - 1)$  番目画像  $\mathbf{Z}_{[s]r}^{\text{ROI}}$  の位置合わせを行う。位置合わせに適した変換を以下の方法で求める。ここで第  $c$  画像の第  $j$  直線は、第  $r$  画像の第  $s_j$  直線に対応するものとする。

### (i) 粗い位置合わせ

各  $s_j$  について、対応する直線の法線ベクトルの角度を以下の式で求める。

$$\theta_{[s]r,c}^{s_j} := \text{atan2}(\mathbf{v}_{[s]r,y}^{s_j}, \mathbf{v}_{[s]r,x}^{s_j}) - \text{atan2}(\mathbf{v}_{[s]r,y}^j, \mathbf{v}_{[s]r,x}^j)$$

このとき、 $\mathbf{v}_{[s]t}^j = (v_{[s]t,x}^j, v_{[s]t,y}^j)$  はスキャン中心座標

系によって表される法線ベクトルであり、 $\text{atan2}$  は、 $x$  軸からの点  $(x, y)$  の角度を与える。そのとき、第  $c$  画像の第  $r$  画像への変換は  $\mathbf{q}_{[s]r,c}^j := \mathbf{R}_{[s]r,c} \mathbf{q}_{[s]c}^j + \mathbf{t}_{[s]r,c}$  で求まる。

### (ii) 興味領域を求める

第  $c$  画像の点  $\mathbf{q}_{[s]c}^j \in \mathbf{Z}_{[s]c}^{\text{ROI}}$  を第  $r$  画像の座標系に  $\mathbf{q}_{[s]r,c}^j := \mathbf{R}_{[s]r,c} \mathbf{q}_{[s]c}^j + \mathbf{t}_{[s]r,c}$  を用いて変換する。そして、 $\mathbf{q}_{[s]r}^{l_j}$  を第  $r$  画像の最近隣点とし、

$$\left\| \mathbf{q}_{[s]r,c}^j - \mathbf{q}_{[s]r}^{l_j} \right\| \leq d^{\text{ROI}}$$

$$(\mathbf{n}_{[s]r,c}^j)^T \mathbf{n}_{[s]r}^{l_j} \geq \cos \phi^{\text{ROI}}$$

を満たす  $\mathbf{q}_{[s]r,c}^j$  のデータ群を  $\mathbf{Z}_{[s]r,c}^{\text{ROI}}$  とする。ここで

$d^{\text{ROI}}$ 、 $\phi^{\text{ROI}}$  はそれぞれ距離と角度の閾値である。

### (iii) 位置合わせの評価

以下の式より二乗誤差を求める。

$$(\Delta Z_{r,c})^2 = \langle \left\| \mathbf{q}_{[s]r,c}^j - \mathbf{q}_{[s]r}^{l_j} \right\|^2 \rangle_{\mathbf{q}_{[s]r,c}^j \in \mathbf{Z}_{[s]r,c}^{\text{ROI}}}$$

ここで  $\langle \cdot \rangle$  は平均を意味する。対応するすべての  $s_j$  について  $(\Delta Z_{r,c})^2$  を求め、 $(\Delta Z_{r,c})^2$  が最小となる変換を  $(\hat{\mathbf{R}}_{[s]r,c}, \hat{\mathbf{t}}_{[s]r,c})$  とする。

## 2.4 LOOCV を用いた距離画像の位置合わせ

二乗誤差が最小となる変換  $(\hat{\mathbf{R}}_{[s]r,c}, \hat{\mathbf{t}}_{[s]r,c})$  を用い、第 1 画像のスキャン中心座標系に移す  $(\hat{\mathbf{R}}_{[s]1,c}, \hat{\mathbf{t}}_{[s]1,c})$  を  $c = 2, 3, \dots, L$  において求める。しかし、それらは伝播誤差を含むため、LOOCV を用いて誤差を減らす方法を以下に示す。

### (i) 初期位置合わせ

すべての  $c \in I^{\text{img}}$  において  $(\mathbf{R}_{[s]1,c}, \mathbf{t}_{[s]1,c}) = (\hat{\mathbf{R}}_{[s]1,c}, \hat{\mathbf{t}}_{[s]1,c})$  とする。

### (ii) 興味領域を求める

第  $c$  画像のすべての  $c \in I^{\text{img}}$  において  $\mathbf{q}_{[s]1,c}^j := \mathbf{R}_{[s]1,c} \mathbf{q}_{[s]c}^j + \mathbf{t}_{[s]1,c}$  を求め、すべての  $\bar{c} \in I^{\text{img}} \setminus \{c\}$  における最近隣点を  $\mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j}$  とする。そして、

$$\left\| \mathbf{q}_{[s]1,c}^j - \mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j} \right\| \leq d^{\text{ROI}}$$

$$(\mathbf{n}_{[s]1,c}^j)^T \mathbf{n}_{[s]1,c}^{l_j} \geq \cos \phi^{\text{ROI}}$$

を満たす  $\mathbf{q}_{[s]1,c}^j$  のデータ群を  $\mathbf{Z}_{[s]1,c}^{\text{ROI}}$  とする。ここで

$d^{\text{ROI}}$ 、 $\phi^{\text{ROI}}$  はそれぞれ距離と角度の閾値である。

### (iii) 変換精度の向上

精度向上の手段として  $\mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j}$  の接線上にあり、 $\mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j}$  に最も近い点を  $\xi_{[s]1,c}^j$  とし下記の条件を適用する。

$$\eta_{[s]1,c}^{l_j} = \begin{cases} \xi_{[s]1,c}^j & (\left\| \mathbf{q}_{[s]1,c}^j - \mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j} \right\| \leq d^{p2p}) \\ \mathbf{q}_{[s]1,c}^{l_j} & (\text{その他}) \end{cases}$$

ここで $d^{p2p}$ は点と直線の距離の閾値であり,

$$\langle (\Delta Z_{c,\bar{c}})^2 \rangle_{c \in I^{img}} = \langle \left\| \Delta R_c q_{[s]1,c}^j + \Delta t_c - \eta_{[s]1,\bar{c}}^j \right\| \rangle_{q_{[s]1,c}^j \in Z_{1,c}^{ROI}, c \in I^{img}}$$

を誤差とし,  $(\Delta R_c, \Delta t_c) = (U_c V_c^T, \overline{\eta_{[s]1,\bar{c}}^j} - \Delta R_c \overline{q_{[s]1,c}^j})$

によって誤差の減少を試みる. このとき,  $U_c, V_c$ は

それぞれ,  $\overline{\eta_{[s]1,\bar{c}}^j}$ と $\overline{q_{[s]1,c}^j}$ を平均とした共分散行列

$\eta_{[s]1,\bar{c}}^j$ と $q_{[s]1,c}^j$ の左特異行列と右特異行列である<sup>3)</sup>.

すべての $c$ において

$$(\mathbf{R}_{[s]1,c}, \mathbf{t}_{[s]1,c}^j) = (\Delta R_c \mathbf{R}_{[s]1,c}, \Delta R_c \mathbf{t}_{[s]1,c}^j + \Delta t_c)$$

として変換を更新し, 収束するまで(ii)と(iii)を繰り返す.

## 2.5 結果を用いた環境地図作成と自己位置推定

上記方法を用いて, 距離画像の位置合わせを行い, すべての距離画像を第1画像のスキャン中心座標系に移して環境地図を作成する. 各画像の原点を移動ロボットの位置とし, 自己位置推定を行う.

## 3. 実験

### 3.1 実験方法

本実験では移動ロボットにLRFを設置し, 図1(a), 図1(b)のような環境(屋内直線)を図1(b)赤線で示す想定経路を走行し距離画像を取得した. 実験には取得したデータの $y$ 座標が正, すなわち移動ロボットより前方の範囲のみを用いた.

### 3.2 実験結果

位置合わせ結果を図2に示す. 図2(a)はCAN2により抽出した直線を用いた位置合わせを用いた環境地図および自己位置推定結果, 図2(b)はLOOCVを用い性能向上を試みた結果, 図2(c)は従来手法であるパーティクルを用いた手法<sup>4)</sup>の結果を示す. 環境地図を赤点, 移動ロボットの自己位置推定結果を黄緑線で示す.

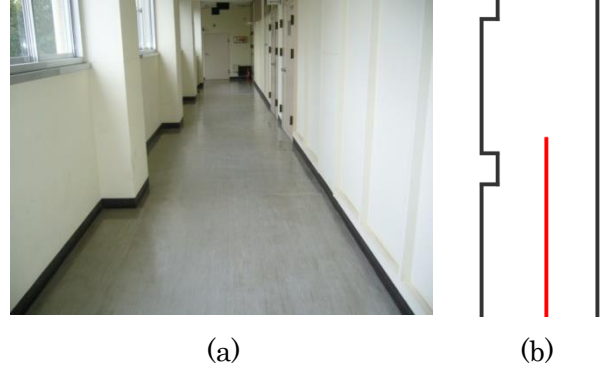


Fig.1. (a) Experimental environment and (b) the map representing the walls with assumed robot route (a red line).

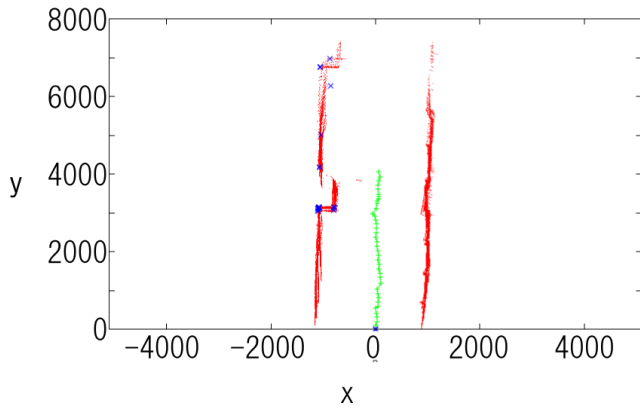
### 3.3 考察

環境地図作成において, 図2(a)では座標(-1000,2000)付近や座標(-1000,3500), (-1000,7000)付近で距離画像の位置合わせがうまく行えていない部分が見られるが, LOOCVを用いた図2(b)では精度の向上が見られる. 従来手法でパーティクルフィルタを用いた手法の実験結果である図2(c)と比較しても精度の向上が見られる.

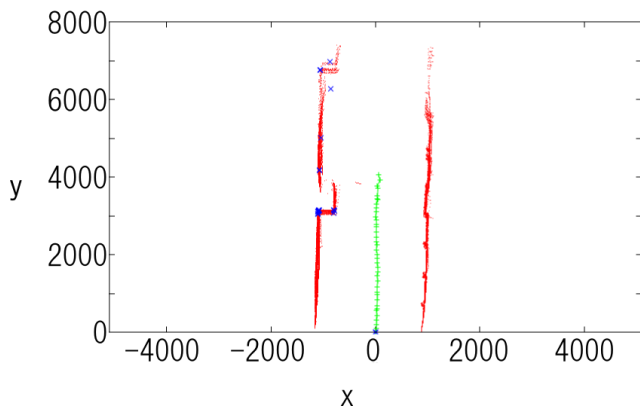
自己位置推定においても同様に, 図2(a), 図2(c)に比べ, 図2(b)は想定経路に近い結果を得ることが出来た.

## 4. むすび

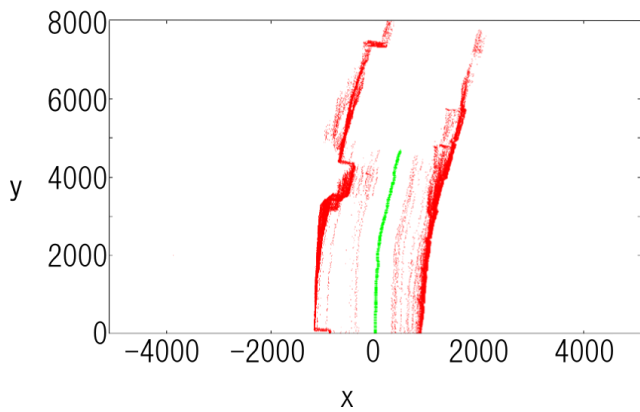
本稿では, CAN2を用いたSLAMシステムと性能向上のためにLOOCVを導入した. 従来手法ではパーティクルフィルタを用いたことにより鮮明な環境地図を得ることが出来なかったが, 本手法では画像の座標変換による位置合わせにより従来手法に比べ, 鮮明な環境地図を作成することができるようになった. しかし, より複雑な環境への対応として, データの分割方法や移動ロボットの操作量の利用などの検討, 評価関数の導入は今後の課題である. 以上のように, CAN2とLOOCVを導入することで環境地図作成および自己位置推定の精度を向上することができた.



(a)



(b)



(c)

**Fig.2.** Experimental results. (a) shows the result of the pairwise registration. (b) indicates the result of the multiview registration using LOOCV. (c) shows the result of conventional approach using Particle filter.

#### 参考文献

- 1) 黒木秀一, 西田健, 澁川康裕: バッチ学習型競合連想ネットとその性質, 計測自動制御学会論文集, 42-8, 916/925 (2006)
- 2) 黒木秀一, 西田健: 競合連想ネットによる距離画像からの平面抽出, 日本神経回路学会誌 Vol.14, No.4 pp273-281
- 3) 黒木秀一, 古屋秀朗, 永島良治, 分山大輔, 西田健: Range image registration using plane extraction by the CAN2, IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation, pp546-550
- 4) 野口達郎, 逆動作モデルとCAN2の学習を用いたSLAMシステムの改善, 九州工業大学修士論文, 2011