LRF 点列群による環境変化検出を考慮した 移動ロボットの自己位置推定

Mobile Robot Localization Incorporating Environmental Change Detection with LRF Scan Segments

正 森 武俊 (東京大学) ○ 佐藤 崇浩 (東京大学)
正 野口 博史 (東京大学) 正 下坂 正倫 (東京大学)
正 佐藤 知正 (東京大学)

Taketoshi Mori, *Takahiro Sato, Hiroshi Noguchi, Masamichi Shimosaka,
Tomomasa Sato

Department of Mechano-Informatics, The University of Tokyo, Tokyo, JAPAN
(tmori,takahiro,noguchi,shimosaka,tomo)@ics.t.u-tokyo.ac.jp

Abstract- This paper describes a method for estimating the position/pose of a mobile robot and the positions of people in a previously mapped environment. In the proposed method, we acquire LRF scan segments not corresponding to occupied grids of the known map and consider these segments as environmental changes caused by people and other moving-objects. By using these LRF scan segments and particle filter framework, our method estimates the robot and multiple people robustly. In addition, other moving-objects except people are detected by tracking these LRF scan segments. In our experiment, positions of the robot and people were estimated about 10cm accuracy.

Key Words : Dynamic Environment, Localization, People Tracking, Particle Filter

1 緒論

移動ロボットの安全かつ効率のよいナビゲーションの実現に自己位置推定は不可欠な要素技術である。あらかじめ取得した環境地図を用いる自己位置推定では静的な環境を想定しているが、実環境においては1)人物や車いすなどといった移動体、2)ドアの開閉や家具の移動などによる影響、つまり動的環境への対応が必要である。また、自己位置のみならず環境中の人物・その他移動物体などの位置も識別して同時に把握することで経路生成や衝突回避・対象追従といったアプリケーションにも援用可能と考えられる。本研究では動的環境での移動ロボットの自己位置推定、人物追跡および移動体検出手法について提案する。

レーザーレンジファインダ（以下 LRF）は高精度・広範囲な距離情報が取得できるセンサである。実環境を想定した研究においては遮蔽をできるだけ少なくするように人物の足首付近の高さを水平スキャンするアプローチが多い。また、既知の環境地図を用いた自己位置推定では図1上に示すような占有度グリッドマップが用いられることが多い。本研究では既知の環境地図と移動ロボットに搭載した LRF を用いてロボットの自己位置 (x, y, θ) を推定する。既知の地図を用いた動的環境での自己位置推定および人物追跡はこれまでも行われている。Schulz らは追跡対象とその対象から得られる観測の対応を確率的に求め、複数人物の頑健な追跡を行っている [1]。また、Montemerlo らはロボットの自己位置は環境中の人物位置に依存していることに着目し、人物位置と自己位置を同時に推定する手法を提案している [2]。本研究では既知の環境地図を利用することで LRF 点列の中から地図中に存在しない物体の点列のみを取得する。またこれらの点を独立に考えるのではなく、連続した点列のまとまり（以下セグメント）として扱う [3]。本稿ではこうした環境地図中にはない物体から得られる LRF セグメントを環境変化セグメントと呼ぶことにする。環境変化セグメントをロボットの自己位置推定に利用することで動的環境中の弊害に頑健な推定を実現する。

またセグメントの特徴に着目することで人物追跡および移動体検出もあわせて行う。

2 環境変化セグメントを利用したロボットの自己位置推定

2.1 提案手法概要

ロボットの自己位置推定では初期位置に関する知識を必要としないグローバルな位置推定と前時刻の位置から次時刻の位置を求める位置追跡がある。今回は位置追跡における問題として以下のことを想定している。LRF を用いた動的環境での自己位置推定においては、地図上にない物体の存在によって地図上の物体と類似した形状が取得される場合に問題が生じる（図7左）。これは LRF データの各レンジが地図上の物体からとれたか否かを判別することで対応可能であると考えられる。こうしたレンジの判別には LRF データを既知の環境地図と重ね合わせることで有効である。（図2左）。さらに LRF 点列をセグメントで扱うことでその大きさや形状などからそれが建物の壁か人物か、あるいはそれ以外のものであるかなどの識別もしやすくなる。また、地図上に存在しないレンジを位置推定から省くようなアプローチではなく、積極的に利用することで地図上の物体から得られるレンジの割合が小さくなくても位置推定が安定すると考えられる。手法の概要・データフローを図1に示す。提案手法は次の処理手順に従う。

1. 時刻 $t-1$ のロボット位置と時刻 t のエンコード値から時刻 t の仮ロボット位置を得て、時刻 t の LRF スキャンとグリッドマップを重ね合わせることで環境変化セグメントを取得する。
2. 時刻 $t-1$ のロボット位置、時刻 t の LRF スキャン、グリッドマップ、得られた環境変化セグメントをもとに時刻 t におけるロボットの自己位置推定を行う。
3. 環境変化セグメントを (a) 人物候補、(b) 人物以外の2種類に分ける。
4. (a) の環境変化セグメントをもとに人物追跡を行う。
5. (b) の環境変化セグメントを追跡し、動体検出を行う。

Fig. 1: Architecture of the Proposed Method

2.2 LRF 点列のセグメンテーション

取得した LRF 点列を 2 次元平面上にプロットした様子を図 2 左に示す。LRF 点列のセグメンテーションは 2 段階で行われる。まず、取得した LRF 点列を連続かどうかに着目して分割する(図 2 右上)。ここで連続とは隣接するレンジの値の差が閾値以内であることを意味する。連続の場合は同じセグメントとみなし、閾値を超えた場合は別のセグメントとみなして分割する。閾値は実験的に 10[cm] とした。次に移動ロボットの推定した自己位置が正しい場合、図 2 左に示すように取得した LRF 点列の多くはグリッドマップの占有グリッド上にプロットされる。しかし、環境変化セグメントの各レンジは占有グリッド上に描画されない。したがって取得レンジをマップに投影した点と占有グリッドまでの距離を計算することで取得した点が地図上の物体から取得できたかどうかの識別ができる。具体的には (1) 式に示すようにレンジ i をマップに投影した点の位置 p_i から占有グリッド p_{occ} までの最短距離 d_i を求めて、 d_i が閾値 d_{max} を上回った場合は地図上の物体ではないとする。

$$d_i = \min |p_i - p_{occ}| \quad (1)$$

Fig. 2: LRF Scan Segmentation

2.3 パーティクルフィルタを用いた位置推定

移動ロボットの自己位置推定、追跡を行う人物の位置推定にはいずれもパーティクルフィルタを用いている。パーティクルフィルタは多方面での推定や追跡問題に用いられており、非線形なモデルへの適応が可能であり、ノイズに対して頑健な手法である [2]。パーティクルフィルタによる位置推定では対象の位置・姿勢の事後分布を離散化した多数の仮説(パー

ティクル)によって近似的に表現する。ここでは位置推定の手順について概略を述べる。

1. 初期仮説発生

N 個の初期仮説 $s_0^{[n]} = \{p_0^{[n]}, w_0^{[n]}\} (n = 1 \sim N)$ を発生させる。ただし、 $p_t^{[n]} = \{x, y, \theta\}$ は対象の位置・姿勢、 $w_t^{[n]}$ は仮説の重みを表す。

2. 状態遷移

仮説に対して、運動モデルを適用し対象位置の仮説を遷移させて、次の時刻での仮説を得る。

3. 重みの評価

遷移で得られた仮説に対して観測から、観測モデルにもとづいてそれぞれの重みを評価する。

4. リサンプリング

得られた仮説 $s_t^{[n]}$ に対して $w_t^{[n]}$ の確率に基づいて新しい仮説群を復元抽出する。

5. 位置推定

仮説群のもつ位置の重み付け平均を計算し、対象位置とする。2 から 5 までの処理を繰り返し、各時刻での推定位置とする。

3 環境変化セグメントを考慮したロボットの自己位置推定

自己位置推定ではパーティクルフィルタベースの位置推定手法 [4] を用いる。環境変化セグメントの位置をロボットの自己位置推定に利用することで動的環境での弊害に頑健な自己位置推定が可能になる。

時刻 $t-1$ におけるロボットの推定位置から、時刻 t での仮のロボット位置を時刻 t のエンコーダ値を用いて取得する。この位置をもとに 2.2 で述べた方法で LRF 点列のセグメンテーションを行い、環境変化セグメントのみを取り出す。さらに環境変化セグメントの位置およびサイズを求める。環境変化セグメント位置はセグメントの端点を結ぶ線分の中点と定義し、エンコーダ値を用いたロボット位置から座標を計算する。環境変化セグメントサイズはセグメントの端点間の距離として計算する。

移動ロボットの運動モデルには制御入力を利用したものをを用いる。ロボットが移動をする際には並進・回転成分の制御入力が送られていることから、これにノイズを付加したものを用いる [4]。観測モデルは *likelihood field model* の枠組み [4] を用いる。これは取得レンジを 2 次元平面上に投影した点と最近傍占有グリッドとの距離でそのレンジの尤度を評価するものである。これは LRF の計測誤差を考慮したモデルであり、特徴として計算コストが小さく、レンジの不連続性が大きい環境下でもスムーズな尤度計算が可能である。式 (1) にしたがって仮説 $s_t^{[n]}$ の位置における取得レンジ i に対して d_i を求める。実装上は最近傍占有グリッドまでの距離の最大値 d_{max} 以下のもののみを求める。

環境変化セグメントの位置は時刻 $t-1$ のロボット位置と時刻 t のエンコーダ値から得られるロボット位置から計算されている。この計算された位置は a) 前時刻のロボット位置誤差と b) エンコーダの誤差を含んでいると考えられ、これを合わせて r_{err} とする。また環境変化セグメント j の半径を r_j とする。 r_j は環境変化セグメントのサイズの半分とする。図 3(a) に示すように環境変化セグメント j の位置を中心とし、 $r_j + r_{err}$ を半径とする円領域を考える。環境変化セグメント中のレンジはこの領域内に含まれる可能性が高いと考えられるので、この領域に含まれるレンジは尤度を高く計算する。このような方法をとることで取得した点列において環境変化セグメントの割合が多い場合にセグメントを省くようなアプ

ローチと比較して安定して位置推定が可能になると考えられる。またレンジは円領域に含まれるか否かで2値化する。これは環境変化セグメントが円領域内におさまる、残りのLRF点列がグリッドマップと最も一致するようなロボット位置を推定するためである(図3(b))。

$d_i = d_{\max}$ のレンジ i に対して、最も近い環境変化セグメント j を求める。レンジ i を2次元平面に投影した位置 p_i と環境変化セグメント j の位置 p_j との距離が $r_j + r_{\text{err}}$ 以内であれば $d_i = d_{\min}$ とし、それ以外は $d_i = d_{\max}$ とする。

$$d_i = \begin{cases} d_{\min} & \text{if } |p_i - p_j| < r_i + r_{\text{err}} \\ d_{\max} & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

(1) または (2) 式で d_i を求めて、ロボット位置の仮説 $s_t^{[n]}$ の重み $w_t^{[n]}$ を (3) 式で評価する。(3) 式はレンジの計測誤差を考慮した正規分布とランダムノイズを考慮した一様分布の混合分布の積である。ただし $z_{\text{hit}} + z_{\text{rand}} = 1$ である。

$$w_t^{[n]} = \prod_i \left(z_{\text{hit}} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{d_i^2}{2}\right) + z_{\text{rand}} \right) \quad (3)$$

Fig. 3: Observation Model for Localization

4 人物追跡および移動体検出

環境変化セグメント位置は前節で推定したロボット自己位置を用いて求め直す。これは時刻 $t-1$ のロボット位置と時刻 t のエンコード値から得た仮のロボット位置をもとに環境変化セグメント位置を計算しているためである。

環境変化セグメントそれぞれに関して、人物の足首らしさを計算し、閾値以上の値のセグメントは人物の足首候補として人物追跡処理にわたされる。人物の足首候補以外は動体検出用の追跡処理にわたされる。

4.1 人物追跡

人物追跡処理にはパーティクルフィルタを用いた。パーティクルフィルタは状態の次元数が増えると計算コストが大幅に増大するため [2]、人物 1 人につきパーティクルフィルタを 1 つずつ生成して、人物を追跡し、その位置 $\{x, y\}$ を推定する。ただし、人物位置は観測された 2 つの足首の重心としている。

1) 発見処理

環境変化セグメントから人物の足首程度のサイズのセグメントのみを取り出す。服の影響や 2 つの足首が重なって観測されることを考慮して、大きく設定するのが望ましい。実装では 30[cm] とした。足首の場合、人間の歩幅以内の範囲に同程度のサイズの足首候補セグメントが観測されることが多い。この知識を利用し、足首候補セグメントに対して、そのセグメントの足首らしさを計算する。具体的には (4) 式で足首候補セグメント i の足首らしさ l_i を求める。ただし、 d_{ij} は足首候補セグメント i, j 間の距離である。 r は歩幅の平均的な値である。歩幅の範囲は最大で 70cm 程度、最小で 20cm(直

立しているときの足の間隔) 程度であることから、実装では $r=45[\text{cm}]$ である。

$$l_i = \max_j \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(d_{ij} - r)^2}{2}\right) \right) \quad (4)$$

次に足首候補セグメントの足首らしさを考慮してフィルタを生成するかどうか判断する。基本的には足首らしさの値が閾値 l_{foot} を上回った場合に新しくフィルタを生成する。前時刻までにすでにフィルタが生成されている場合は、そのフィルタと新しくフィルタを生成するセグメントまでの距離が閾値以上であることを上の条件につけ加える。実装で閾値は 70[cm] である。

2) 追跡処理

フィルタを生成したら運動モデルを用いて仮説群を遷移し、観測モデルで仮説の重みを計算する。人物の運動モデルには等速直線運動にノイズを付加したものを用いる。速度は時刻間の位置の差分から求める。人物の観測モデルにはヒューリスティックなモデルを適用している。図 4(a) に示すように足首が正しく観測される場合、2 つの同程度のサイズのセグメントがある一定範囲の距離をもって観測されることが多い。しかし人物の交錯等によって 2 つ以上のセグメントが観測されたり、オクルージョンによってセグメントが 1 つしか観測されない場合も考えられる。これらを考慮し、仮説 $s_t^{[n]}$ の位置 $p_t^{[n]}$ から半径 R 以内に観測されるセグメント i ($i = 1 \sim N$) の位置 p_i に対して、その足首らしさ l_i で重み付けした重心位置 p_c (図 4(b)) を求めて、 $p_t^{[n]}$ との距離で評価する。さらに、セグメントが半径 R 以内に 1 つしかない場合は重みを小さく評価するため係数 α を用いる。これは図 4 左に示すように 2 本の足首の重心から大きく外れた仮説を除外するためである。実装では $R = 25[\text{cm}]$ とした。具体的には (5) 式で人物位置の仮説 $s_t^{[n]}$ の重み $w_t^{[n]}$ を計算する。

$$w_t^{[n]} = \alpha \times \exp\left(-\left|p_c - p_t^{[n]}\right|\right) \quad (5)$$

$$p_c = \frac{1}{N} \sum_i l_i p_i \quad (6)$$

ただし $\alpha = 0.5$ ($N = 1$), $\alpha = 1$ ($N \neq 1$) とした。

Fig. 4: Observation Model for Person Tracking

3) 消失処理

フィルタ推定位置の半径 R 以内に足首候補セグメントが閾値フレーム $f_{\text{disappear}}$ 以上観測されない場合にフィルタは消失する。

4.2 移動体検出

環境変化セグメントの中で足首候補セグメントにならなかったものは移動体候補セグメントとして移動体検出処理を

行う。人物以外に関しては対象の形状モデルを持っておらず、LRFで観測される輪郭は部分的なものであるため、対象の位置を求めることは難しい。しかし同一物体と思われる移動体候補セグメントを追跡し、それが移動体であるかどうかを識別することは可能である。よってフレーム間の1) 移動体候補セグメントの大きさの変化、2) 移動距離を特徴量にフレーム前後のセグメントの対応をとり、追跡を行う。

時刻 t , $t-1$ において移動体候補セグメント i , j の1) および2) を考慮した距離 D_{ij} を(7)式で求め、最小の値をとるセグメントの対応をとる。

$$D_{ij} = |s_i^t - s_j^{t-1}| + |p_i^t - p_j^{t-1}| \quad (7)$$

セグメントを追跡し、はじめに観測された位置から閾値以上の移動を観測した場合は移動体として識別する。閾値は20[cm]とした。

5 位置推定評価実験

図5に示す廊下環境でロボットの自己位置、および人物位置の推定精度の評価を行った。実験では人物の移動や荷物を積んだ台車の移動、あるいはドアの開閉などを模擬する。使用した移動ロボットは差動二輪式の Pioneer3-DX である。最大速度を0.5[m/s]で使用した。LRFはURG-04LXであり、本実験では10Hz、最大レンジ4 m、周囲240°を約0.36°ピッチで水平スキャンする。ロボットおよび人物の正解位置は環境中に複数配置したLRF取得したデータから手動で位置をふるものとする。正解位置および推定位置 $\{x, y\}$ の誤差の平均および標準偏差を算出する。なお、パーティクル数はロボット、人物ともに200とし、本文中の各パラメータは $d_{\max}=20[\text{cm}]$, $d_{\min}=5[\text{cm}]$, $r_{\text{err}}=10[\text{cm}]$, $z_{\text{hit}}=0.9$, $z_{\text{rand}}=0.1$, $l_{\text{foot}}=0.3$, $f_{\text{disappear}}=5[\text{frame}]$ に設定した。

Fig. 5: Experiment Setup

位置推定精度の結果を表1に示す。ロボット位置は10[cm]、人物位置は15[cm]の平均誤差で位置推定ができています。実験開始から終了までを図6に示す。実験開始してから人物2人を検出・追跡を行っている。中盤では荷台カートが正面から移動し、部屋へ入室している。カートを移動体として識別していることがわかる(図6中段左)。環境地図中では開いているドアが実験では入室後に閉められている。これを静的な環境変化として正しく検出できていることがわかる(図6下段右)。

また、環境変化セグメントを自己位置推定に用いた場合とそうでない場合とを比較した実験の様子が図7である。図7左ではカートから得られるセグメントが壁のセグメントと同様の形状をしているためにそれに引きずられ自己位置を誤っている。しかし提案手法ではカートから得られるセグメント

を識別して位置推定に組み込んでいるため図7右のように安定して自己位置が推定できていることがわかる。

Table 1: Position Estimation Result

	Robot Localization	People Tracking
Mean Error	10 cm	15 cm
Std. Dev.	11 cm	8 cm

Fig. 6: The Sequence of the Experiment Scenes

Fig. 7: Comparison of 2 Methods(Left:Without detection of environmental change segments, Right: Proposed)

6 結論

本稿では既知の環境地図とLRFデータから環境変化セグメントを取得することで動的環境での自己位置推定、人物追跡および移動体検出を行う手法について提案した。位置推定精度を評価する実環境での実験においてロボットの自己位置は10[cm]、人物位置は15[cm]の精度で実現し、人物以外の移動物体についても識別して把握できることを確認した。

文 献

- [1] D.Schulz, W.Burgard, D.Fox, and A.Cremers. Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 371–377, 2001.
- [2] M. Montemerlo, W. Whittaker, and S. Thrun. Conditional particle filters for simultaneous mobile robot localization and people-tracking. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 695–701, 2002.
- [3] Hujing Zhao and Xiaowei Shao Jinshi Cui Hongbin Zha Masaki Chiba, Ryosuke Shibasaki. Slam in a dynamic large outdoor environment using a laser scanner. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 1455–1462, 2008.
- [4] S.Thrun, W.Burgard, and D.Fox. *Probabilistic Robotics*. The MIT Press, 2005.