

SLAM 空間における 3 次元距離情報を用いた複数人物位置推定

河端 悟† 東原 智幸† 田中 英俊† 木村 孝広‡ 渥美 雅保‡

創価大学大学院工学研究科情報システム工学専攻†

創価大学工学部情報システム工学科‡

1 はじめに

近年、映像観測に基づくパーティクルフィルタを用いた人物追跡の研究[1]や測域センサの観測に基づくパーティクルフィルタを用いた人物位置推定の研究[2]が多くなされている。

本研究では、複数の人物が存在する環境の中で、レーザレンジファインダ(LRF)及びKinectを搭載したロボットが移動をしながらパーティクルフィルタに基づき観測範囲内にいる人物の位置推定、並びに観測範囲外の人物の位置予測を行うロボットシステムを提案する。

ロボットが環境の地図を事前に把握していれば、各センサから得られる情報で対象が人物であるか、環境であるかを区別することが可能である。そこで本手法では、3次元 SLAM により作成した占有地図のもとで、占有地図に存在しない対象(人物)の観測情報を抽出し、この観測に基づき、人物の位置をパーティクルフィルタにより推定する。人物位置推定に用いられるパーティクルフィルタは人物の検出用と追跡用とからなる。人物は人物検出用パーティクルにより検出され、それらパーティクルの一部が人物追跡用パーティクルとして切り離されて、人物ID付与のもと特定人物の追跡に用いられる。

本研究では、LRF により得られる距離データと Kinect により得られるデプスデータを人物観測に用いたシステムの比較を行い、有用性を確かめる。

2 人物位置推定システム

2.1 人物観測抽出

与えられた環境地図とロボットの自己位置から、静的環境下におけるロボット周辺の障害物までの距離と方向を計算することが可能である。

以下に、LRF 及び Kinect から得られる情報から人物観測を抽出する方法について述べる。

2.1.1 LRFによる人物観測抽出

LRF から得られた距離データと静的環境下における障害物までの計算される距離を角度毎に比較し、人物観測点の集合を得る。これら人物観測点は、人物の足を捉えたものがほとんどであり、一人の人物に対して多数の人物観測点を持つことになる。一人の人物に対して少数の人物観測点に絞るために、人物観測点の集合のクラスタリングを行う。複数の人物がセンサの観測範囲内にいる場合には、人物観測点をいくつかのクラスタにクラスタリングするのがよいかを事前に決めることができない。そのため、クラスタリングには X-means 法[3]を用いる。

2.1.2 Kinectによる人物観測抽出

Kinect のデプスデータから、任意の高さにおけるロボットから障害物までの距離を計算することができる。3次元 SLAM により作成している地図の高さの距離情報をデプスデータから計算し求め、静的環境下における障害物までの距離を角度毎に比較し、人物の存在見込領域を求める。そして、この領域で Real AdaBoost により学習した識別器を用いて、人物検出を行い、検出された人物の足元座標を人物観測点とする。

2.2 人物位置推定

人物位置推定は、人物位置検出と人物位置追跡から成り、パーティクルフィルタを用いて行う。Fig.1 に全体の流れを示す。パーティクルの全体集合を

$$X_t := \{x_t^{[1]}, x_t^{[2]}, \dots, x_t^{[M]}\}$$

とする。ここで、各パーティクル $x_t^{[m]}$ ($1 \leq m \leq M$) は、時刻 t における人物の位置と速度を表す。また、 M はパーティクルの総数である。パーティクルは、センサの観測範囲内に撒かれる。人物位置検出では、検出された人物を追跡するパーティクルに ID を付ける。この人物 ID を付けられたパーティクルの集合を人物 ID 付きパーティクル集合と呼ぶ。人物 ID 付きパーティクル集合を X_t^p ($p = 1, \dots, P$) とするとき、 $X_t = X_t^1 + \dots + X_t^p + X_t^s$ である。ここで、 P は人物の数である。また、 X_t^s は新たに登場する人物を検出するためのパーティクル集合で、これを人物検出パーティクル集合と呼ぶ。

人物位置推定の概要は次のとおりである。まず、動作モデル(1)に基づき各パーティクルを移動させる。

$$y_t^{[m]} = y_{t-1}^{[m]} + v_{t-1}^{[m]} \Delta t \quad (1)$$

ここで、 $y_t^{[m]}$ は時刻 t における m 番目のパーティクルの位置、 $v_t^{[m]}$ は時刻 t における m 番目のパーティクルの移動速度、 Δt は時刻 $t-1$ から時刻 t までの時間である。次に、各センサの観測情報から人物の観測位置を 2.1 の方法により抽出する。

パーティクルの重み付けは、計測モデルに基づき行われる。パーティクルの重みは、パーティクルが観測範囲内にあるか否か、及び人物 ID が付いているか否かに応じて、式(2),(3),(4)に従って更新される。

$$\text{観測範囲内} : p(z_t | x_t) = \exp\left(-\frac{\text{dist}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

$$\text{観測範囲外 (ID 有)} : p(z_t | x_t) = p(z_{t-1} | x_{t-1}) \quad (3)$$

$$\text{観測範囲外 (ID 無)} : p(z_t | x_t) = \epsilon p(z_{t-1} | x_{t-1}) \quad (4)$$

ここで、 dist は人物観測点から各パーティクルまでの距離、 ϵ は減衰率 ($0 < \epsilon < 1$) である。

① 人物位置検出 (Fig.1(a))

人物位置検出では、計測モデルに基づいてパーティクルに重み付けをしてリサンプリングを行った後に、センサの観測範囲内にあるパーティクルをクラスタリングして、推定した人物位置付近の一定数のパーティクルに人物 ID を付与することで人物 ID 付きパーティクル集合を求める。センサの観測範囲内に人物が何人存在するかわからないため、クラスタリングを行うためのクラスタ数を事前に決めることができないため、X-means 法を用いてクラスタリングを行う。クラスタリングする条件は、センサの観測範囲内のパーティクルで重みが閾値以上のものが一定数以上あるときである。また、新たな人物検出のために、一定数の人物検出パーティクルをセンサの観測範囲内にランダムに散布することで追加する。

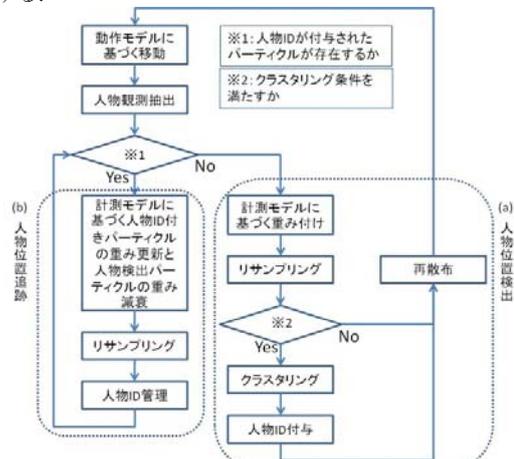


Fig.1 : 人物位置推定フロー

Multiple People Localization in a SLAM based on mobile robot using 3-D range data.
 †Satoru Kawabata, Tomoyuki Higashihara, Hidetoshi Tanaka, Masayasu Atsumi @ Information Systems Science major, Graduate School of Engineering, Soka University.
 ‡Takahiro Kimura @ Department of Information Systems Engineering Faculty of Engineering, Soka University.

②人物位置追跡(Fig.1(b))

人物位置追跡では,検出された人物を,人物 ID 付きパーティクル集合を用いて追跡する.計測モデルに基づくパーティクルの重み付けでは,人物 ID 付きパーティクルの重み更新を行うとともに,人物 ID 付きパーティクルの重心付近に存在する人物検出パーティクルの重みを減らすことで,人物検出パーティクルに ID 付き人物を追跡させないようにする. ID が付与された人物追跡パーティクルが人物検出用パーティクルと混在する場合のパーティクルの重み付けは次のようになされる.まず,追跡用パーティクルに重みを付与した後,追跡用パーティクルの重心を計算する.次に,この重心を中心とした一辺が 1m の正方形の範囲にある検出用パーティクルの重みを式(5)に従って減衰させる.

$$p(z_t|x_t) = \alpha p(z_t|x_t) \quad (5)$$

ここで, α は減衰率($0 < \alpha < 1$)である.

これにより,検出用パーティクルの重みは小さくなっているの
で,検出用と追跡用のパーティクルが同じ人物を位置推定することがなくなる.

パーティクルの重み付けの後,更新された重みに基づき人物 ID 付きパーティクル集合をリサンプリングする.最後に,人物 ID 付きパーティクルの人物追跡状況を判定するために,人物 ID 付きパーティクル集合の分散を計算する.人物 ID 付きパーティクル集合の分散が閾値以上の場合,人物位置推定不可能と判断し, ID を外して人物検出パーティクルに戻す.

3 実験

シミュレータによる LRF を用いた人物位置推定評価実験,実機による LRF を用いた人物位置推定評価実験,実機による Kinect を用いた人物位置推定評価実験を行った.

3.1 LRFによる人物位置推定評価(シミュレータ)

人物位置推定手法の有用性を確かめるために, Fig. 2 のような 6m×5m の実験環境を用意した. ロボットが図の位置から右上のチェックポイントまで行き,元の場所に戻るまでのうち 5 人の人物に対する位置推定精度評価をシミュレータにより行う.ここで人物検出評価指標として「正確度」と「再現度」,人物追跡評価指標として「再認識可能最長時間」と「再認識成功率」を用いる.

検出精度評価としての「正確度」は,本手法が人物として検出した対象のうち,正しく人物を検出できた数の割合を表す.また,「再現度」は,環境内に存在する人物のうち,検出できた人物の数の割合である.

人物追跡評価としての「再認識可能最長時間」は,追跡中の観測範囲内に存在する人物が観測範囲外となってから再観測されたときに,同じ ID 付きのパーティクルで位置推定できる最長の時間を表す.また,「再認識成功率」は,再観測された人物のうち同じ ID が付けられた人物の数の割合である.尚,この時間の単位として「ステップ」を用いる.1 ステップは 10 回の人物位置推定が行われたことを表す.評価結果を Table. 1 に示す.

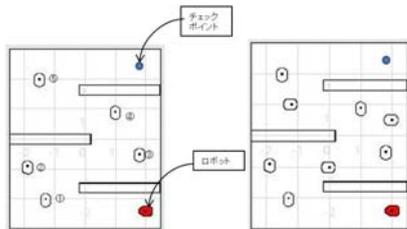


Fig. 2 人物位置推定評価実験環境

Table. 1 人物位置推定評価結果(5人)

正確度[%]	100.0
再現度[%]	100.0
再認識可能最長時間[step]	24.25
再認識成功率[%]	40.0

また人物の人数を 8 人に増やし,ロボットに同様の移動を行わせた時の人物検出精度評価を行う.評価結果を Table. 2 に示す.

Table. 2 人物位置推定評価結果(8人)

正確度[%]	95.4
再現度[%]	100.0
再認識可能最長時間[step]	19.20
再認識成功率[%]	22.5

3.2 LRFによる人物位置推定評価(実機)

幅 2.2m の廊下で,ロボットの前方 4m に壁を配置した実験環境を作成した.人物が移動を行ったときの人物検出及び追跡について実験を行った.Fig. 3 に 3 人の人物位置推定結果と 6 人の人物位置推定結果を示す.

2.2m の幅に 3 人まで並んだ状態で推定することが可能である.これは各人物間の距離が 0.4~0.7 離れていれば推定可能であることを表す.

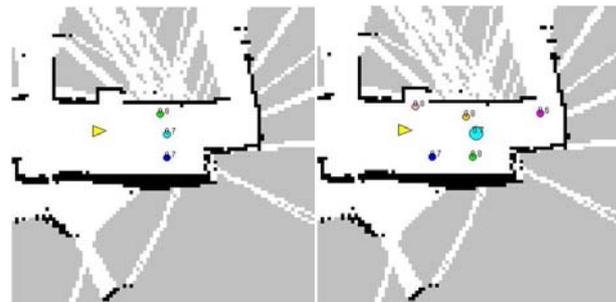


Fig.3 : (左) 3 人の時,(右) 6 人の時の人物位置推定結果

3.3 Kinectによる人物位置推定(実機)

人物の足元が LRF で観測できない場合における Kinect による人物位置推定実験を行った.

足元が見えていなくても,各高さの地図を参照することで,人物存在見込領域を抽出し,画像認識による人物位置推定可能である.結果を Fig.4 に示す.

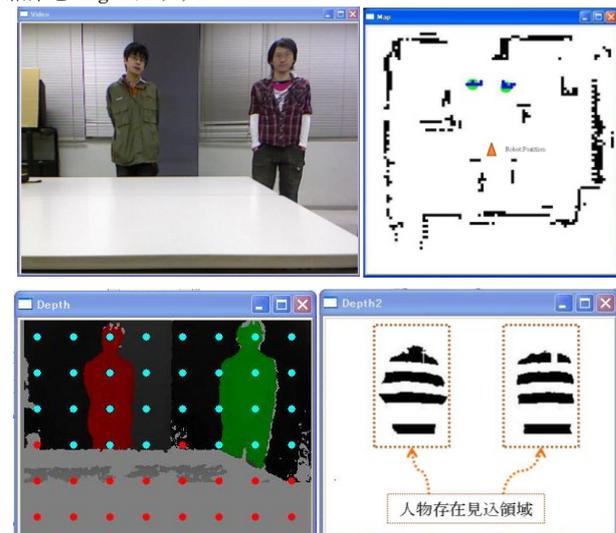


Fig. 4 : (左上) 画像出力(右上)人物位置推定結果
(左下)デプス出力(右下)人物存在見込領域抽出

4 まとめ

複数の人物が存在する環境で,ロボットが移動をしながら LRF の観測範囲内にいる人物の位置を推定するとともに,観測領域外に出た人物の位置も予測し続けるパーティクルフィルタに基づく手法を提案した.また,LRF では観測することができない人物に関して,Kinect により人物観測情報を抽出することで,様々なシーンにおける人物位置推定が可能となる手法を提案した.

参考文献

[1] 松村遼,岡村健史郎:“パーティクルフィルタを用いた進入検出と物体追跡”, 国立高等専門学校機構大島商船高等専門学校紀要, 第 41 号, pp. 75-85.
 [2] 奥迫伸一,坂根茂幸:“レーザレンジファインダを用いた移動ロボットによる人の追跡”, 日本ロボット学会誌, Vol. 24, No. 5, pp. 605-613, 2006.
 [3] Dan Pelleg, Andrew Moore:” X-means: Extending K-means with Efficient Estimation of the Number of Clusters”, ICML2000, pp. 727-734.