

施設内生活支援ロボット知能の研究開発 観測不能領域を考慮した施設内人物追跡システム

八田 啓希(九州大学), 野原 康伸(九州大学), 長谷川 勉(九州大学), 倉爪 亮(九州大学)

R&D of Intelligence for Daily Life Support Robots at Care Facilities:
Multiple-Target Tracking System in Indoor Environment with Unobservable Area

*Hiroki YATSUDA(Kyushu Univ.), Yasunobu NOHARA(Kyushu Univ.),
Tsutomu HASEGAWA(Kyushu Univ.), Ryo KURAZUME(Kyushu Univ.)

Abstract— We are conducting a research project for developing a life support robot in care facilities. For supporting robot's activity, we have been developing a real-time multiple-target tracking system using multiple sensors installed in an environment. However, it is impossible to cover a whole region of the environment by limited number of sensors and unobservable areas must exist. The existing tracking methods fail to track targets passing through the unobservable area due to the incorrect data association. In this paper, we propose a robust tracking method in indoor environments with unobservable areas using particle PHD filter.

Key Words: robotics structured environment, multiple target tracking, sensor network

1. はじめに

我々の研究グループでは、介護施設や病院等において介護の手助けをする施設内生活支援ロボットの実現へ向けた研究を行っている。支援ロボットが、人にもものを届ける、被介護者の様子を見に行くといった作業を行うためには、対象となる人物の現在地を把握しておく必要がある。しかし、刻々と変化する人物の位置を、ロボット自身が単体で取得・管理するには限界がある。なぜならば、ロボットに多数のセンサを搭載させ、センサから得られる大量のデータをロボット自身に処理させなければならないからである。またこれが実現できたとしても、この方法ではロボットを中心とした局所的な範囲の情報しか得られない。そこで我々は、環境側に環境情報を取得させる機能を持たせて、ロボットの活動を支援する仕組みを環境情報構造化と定義し、そのプラットフォームであるロボットタウンの研究開発を進めている [1]。

我々はプロジェクトの一環として、環境に設置した複数のセンサを用いた、複数人物の実時間追跡について研究を行っている。本研究では、介護施設などにおいて、入居者の現在地を部屋単位で把握することで、ロボットの介護支援活動に役立てることを想定している。介護施設のような日常生活空間では、コスト等の問題から全領域をカバーするようにセンサ群を配置するのは困難であり、センサで観測できない領域が施設内にできてしまう。それに加えて、センサの観測値を用いた人物追跡では、観測値には測定ノイズやデータ欠損が生じるという問題や、どの観測値がどの追跡対象から得られたものであるかの対応付け (Data Association) を正しく行わなければならないといった問題が存在する。

これらの問題を解決するため、Probability Hypothesis Density (PHD) の概念が Mahler らによって示され [2]、PHD をパーティクルフィルタに実装した手法が Vo

らによって提案されている [3]。Vo らの手法では、追跡対象がセンサで観測可能な領域内にいる場合には、対象をうまく追跡することができる。しかし、追跡対象がセンサで観測できない領域を通過すると、通過前と通過後で追跡対象の正しい対応付けができず、人物追跡に失敗してしまう。

本稿では、センサで観測できる領域とできない領域にそれぞれ別のフィルタを割り当て、それらが連携をとる手法を提案する。これらのフィルタ間で人物の移動情報のやり取りを行うことで、領域間の追跡対象の対応付けが正しく行われ、異種の領域を跨いだ人物追跡が可能となる。

2. 人物追跡手法

2.1 パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタは時系列フィルタの一種で、ノイズを含む観測値から対象の状態を推定する。以下、パーティクルフィルタを用いた人物追跡手法について述べる。

2.1.1 単一センサを用いた単一人物追跡

単一のセンサを用いた単一人物追跡では、時刻 t における追跡対象の状態 x_t の確率分布を、センサから得られる観測値 z_t で推定し、その分布を (s_t, w_t) の組で表現する。 s_t は粒子を表し、 w_t はその粒子の重みを表している。得られた確率分布から追跡対象の推定状態 \hat{x}_t を求め、これを毎時刻行うことで人物追跡を実現する。

パーティクルフィルタは、追跡対象の移動モデルに従って粒子の現状態から次状態を予測する次状態予測、センサから得られた観測値に基づいて粒子の重みを更新する重み計算、粒子の重みに従って粒子を復元抽出するリサンプリングの3つのフェイズで構成されている。

本研究では、2次元平面上の座標位置と速度を粒子の

状態として与えており、重み計算は次式で行っている。

$$w_t^{(n)} = L(z_t | s_t^{(n)}) w_{t-1}^{(n)} \quad (1)$$

$$L(z_t | s_t^{(n)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

(1) 式では、時刻 t における n 番目の粒子の状態を $s_t^{(n)}$ 、センサの観測値を z_t としたときの、粒子の重み $w_t^{(n)}$ を求めている。ただし、 d は粒子 $s_t^{(n)}$ の位置と観測値 z_t の位置とのユークリッド距離であり、 σ はセンサの観測ノイズの分散を表している。

またリサンプリングにより重みの小さくなった粒子を除去し、重みの大きな粒子に集中させることで、確率分布のより正確な近似となる。

2.1.2 複数センサを用いた複数人物追跡

複数のセンサを用いて複数人物を追跡する場合には、新たに以下の問題が生じる。

1. 追跡対象と観測値の対応付け
追跡対象が複数存在するので、同じ時刻に複数の観測値が得られる。そのため、センサのどの観測値がどの追跡対象から得られたものであるかの対応付けを行わなければならない。
2. 追跡対象の増減
環境内に新たな追跡対象が出現した場合、その人物を追跡対象と認識して、新たに追跡を開始する必要がある。そのためには、その対象を追跡する粒子が新たに生成されなければならないため、これを実現する対応付け手法も必要になる。

単一人物追跡のパーティクルフィルタを複数人物追跡のパーティクルフィルタに直接拡張した場合、全体の状態空間の次元は人数の増加と共に指数関数的に膨れ上がり、それに伴って追跡に必要な粒子数も増大する。そこで、複数の状態空間を単一の状態空間に圧縮して表現する手法の 1 つとして、Probability Hypothesis Density (PHD) の概念が Mahlar らによって示された [2]。

2.2 Particle PHD フィルタ

2.2.1 PHD

PHD は複数人物追跡において、複数の状態空間を単一の状態空間に圧縮して表現する手法である。PHD は追跡対象の密度を表しており、ある領域に渡って PHD の積分を行うと、その領域内に存在する追跡対象数の期待値となる。Marlar らは、PHD を再帰的に計算する手法を示した [2]。

2.2.2 Particle PHD フィルタの概要

PHD を粒子により近似計算する Particle PHD フィルタ (以下 PHD フィルタと略す) が Vo らによって提案された [3]。PHD フィルタは、パーティクルフィルタと同様に以下の 3 つのフェイズで構成されている。

1. 次状態予測
既存の粒子の次状態予測は、パーティクルフィルタと同様である。また、追跡対象の増加を考慮し、出現確率分布に従って毎時刻粒子を新たに生成す

る。生成する粒子の個数 B_t は、追跡対象の出現確率を $P_B(x)$ とすると、(3) 式で表される。生成した粒子の重みは (4) 式で表される。ここで α は追跡対象 1 人あたりに割り当てる粒子数である。

$$B_t = \alpha \int P_B(x) dx \quad (3)$$

$$w_t = \frac{1}{\alpha} \quad (4)$$

2. 重み計算

PHD フィルタでは、重みの計算を次式で行う。

$$w_t^{(n)} = w_{t-1}^{(n)} \left[1 - P_D(s_t^{(n)}) + \sum_{m=1}^M \frac{P_D(s_t^{(n)}) L(z_t^{(m)} | s_t^{(n)})}{\sum_{n=1}^{N_t} P_D(s_t^{(n)}) L(z_t^{(m)} | s_t^{(n)}) w_{t-1}^{(n)}} \right] \quad (5)$$

ここで、 $w_t^{(n)}$ が時刻 t の n 番目の粒子 (総数 N) の重みであり、 $z_t^{(m)}$ は時刻 t に得られた m 番目の観測値 (総数 M)、 $L(z_t^{(m)} | s_t^{(n)})$ は (2) 式と同様の計算式である。また、 $P_D(s_t^{(n)})$ は粒子 $s_t^{(n)}$ の位置で観測値が得られる確率を表している。

3. リサンプリング

パーティクルフィルタと同様に、粒子の重みに比例する割合で粒子を還元抽出する。PHD フィルタでは、ある領域に存在する粒子の重みの総和をとると、その領域内に存在する追跡対象数の期待値となる。この期待値を用いて、次時刻における粒子の個数を次式で求める。

$$N_{t+1} = \alpha \sum_{n=1}^{N_t} w_t^{(n)} \quad (6)$$

フィルタの総粒子数を動的に変更することで、追跡対象が時間と共に増減する環境でも、適切な粒子数を維持しながら複数人物の追跡を行うことができる。

2.2.3 センサ観測不能領域での問題点

PHD フィルタにより、追跡対象がセンサで観測できる領域内にいる場合には、対象をうまく追跡することができた。しかし、センサで観測できない領域が存在すると、その領域内に追跡対象がいるにも関わらず対象の粒子が無くなったり、追跡対象がいなくても関わらず粒子が存在し続けるという現象が起こった。その結果、センサで観測できる領域とできない領域との間で、追跡対象の対応付けが正しく行えない問題が生じた。これは、これら 2 つの領域間を追跡対象が移動したという情報が、粒子の次状態予測や重み計算では考慮されておらず、領域間で連携がとれていなかったことが原因である。

3. 提案手法

2.2.3 節の問題を解決するため、センサで観測できる領域とできない領域にそれぞれ別のフィルタを割り当て、それらが連携をとり複数人物追跡を行う手法を提

案する．本手法では，別々のフィルタを割り当てた領域間で人物の移動情報のやり取りを行うことで，領域間の追跡対象の対応付けが正しく行われ，異種の領域を跨いだ人物追跡が可能となる．

3.1 センサ観測可能領域での人物追跡

センサで観測できる領域では，2.2節の PHD フィルタを用いる．このフィルタ1つで，該当する領域内にいる全ての人物を追跡する．

3.1.1 観測値の対応付け

複数人物を追跡する場合，人物の移動を推定するために，センサのどの観測値がどの追跡対象から得られたものを毎時刻対応付けなければならない．本手法では，追跡対象と観測値の対応付けを最近傍法により行う．以下に手法の概要を述べる．

1. 次状態を予測した粒子から，追跡対象の現時刻の状態を推定する
2. 1で求めた追跡対象の推定位置と現時刻で得られた観測値とのユークリッド距離を求め，最も近い距離にあるもの同士を対応付ける
3. 現時刻で得られたある観測値が，1で求めたどの追跡対象とも対応付けできない場合
現時刻で得られた観測値が，
 - センサで観測できない領域付近のとき
→ 追跡対象がセンサで観測できない領域から退出したと判断する
 - それ以外のとき
→ 新たな追跡対象が現れたと判断する
4. 1で求めたある追跡対象に，現時刻で得られたどの観測値も対応付けできない場合
1で求めた追跡対象の推定位置が，
 - センサで観測できない領域付近のとき
→ 追跡対象がセンサで観測できない領域に進入したと判断する
 - それ以外のとき
→ 観測値の欠損が生じたと判断する

3.1.2 状態推定

時刻 t における追跡対象の状態推定は，K-means によるクラスタリングによって行われる．K-means におけるクラスタの初期位置として，前時刻の推定結果と 3.1.1 節において既存のどの追跡対象にも対応付けされなかった観測値の位置を用いる．クラスタごとに粒子の位置と速度の平均を求めることで，時刻 t における追跡対象の状態を推定する．ここで推定した時刻 t における追跡対象の状態と，前時刻に推定した時刻 $t-1$ における追跡対象の状態とを対応付けることで，追跡対象の移動軌跡を求める．対応付けは二時刻間の追跡対象のユークリッド距離を用いた最近傍法により行う．

3.2 センサ観測不能領域での人物追跡

センサで観測できない領域では，観測できる領域とは別のパーティクルフィルタを用いる．ここでは，追跡対象1人あたりに1つのフィルタを割り当てて追跡する．なお1つのフィルタの総粒子数は，あらかじめ定めておいた追跡対象1人あたりに割り当てる粒子数 α

と同数である．また，センサで観測できない領域では，センサの観測値が得られないので，粒子の次状態予測のみを行い，重み計算とリサンプリングは行わない．

3.2.1 センサ観測可能領域との連携

センサで観測できない領域のフィルタは，以下の手順に従って生成・更新・削除される．

1. 3.1.1の4により，追跡対象がセンサで観測できない領域に進入したと判断された場合
→ 新たにフィルタを生成する．粒子の初期状態は，3.1.1の1により求められた推定状態とする．
2. 3.1.1の3により，追跡対象がセンサで観測できない領域から退出したと判断された場合
 - フィルタが1つしか存在しないとき
→ 該当するフィルタで追跡している人物が退出したと判断し，そのフィルタを削除する
 - フィルタが複数個存在するとき
→ 得られた観測値からユークリッド距離が近く，観測値の位置が粒子の移動方向に近い粒子から順に全フィルタの粒子を減少させる．これは，得られた観測値に対してより尤もらしい粒子から，退出した人物を推定するためである．なお，減らす粒子の総数は1人当たりの粒子数分であり，フィルタごとに減らした粒子数の割合が，退出した人物がどの人物であるかの推定結果となる．粒子を減少させた結果，フィルタの粒子数が0になれば，そのフィルタを削除する
3. 1,2の結果，フィルタがまだ存在している場合
→ 粒子の次状態予測を行う．ただし，領域間での人物の移動情報との整合性を保つために，粒子がセンサで観測できない領域から出ないように次状態予測を行う

3.2.2 位置推定

追跡対象1人あたりに1つのフィルタが割り当てられているので，フィルタごとに粒子の単純平均をとればよい．ただし観測値が得られず，粒子の分散が大きいため，推定精度は低い．

4. シミュレーション

提案手法の有効性を検証するために，シミュレーションによる人物追跡の実験を行った．環境として Fig.1 を想定し，人物は領域両端から出現し，各々領域逆端へと移動し，消滅するものとする．領域を端から端へと移動するには，移動途中で必ず領域中央のセンサで観測できない領域を通らなければならない．また，センサは人物の位置のみを計測可能とする．人物位置の推定は，センサで観測できる領域のみで行い，観測できない領域での位置推定は行わない．なおシミュレーションは，センサの観測確率 P_D が1の場合と0.9の場合の2パターン行った．

4.1 $P_D = 1$ での実験結果

人物がセンサで観測できる領域にいるときは常に観測値が得られるので，センサで観測できる領域のフィルタとできない領域のフィルタとの間で正しく連携を

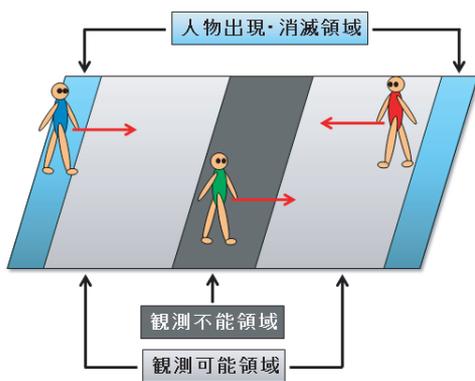
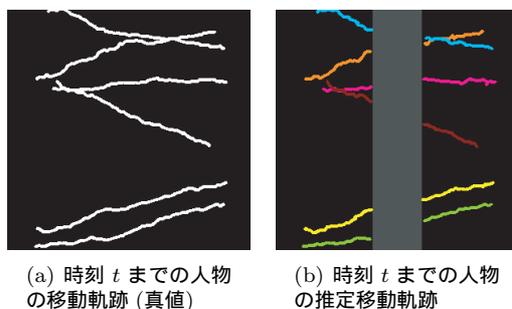
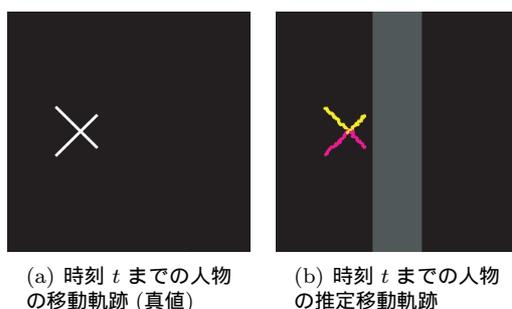


Fig.1 シミュレーション環境

取ることができ、複数人物の追跡を行うことができた (Fig.2). ただし Fig.3 のように、人物が一度接近しその後離れる場合には、追跡対象の移動を正しく追跡できない場合があった。これは、Fig.3 の人物が交差する部分において、3-1.2 節の追跡対象の対応付けが本来とは入れ替わってしまったことが原因である。

Fig.2 複数人物追跡の成功例 ($P_D = 1$)Fig.3 人物の交差 ($P_D = 1$)

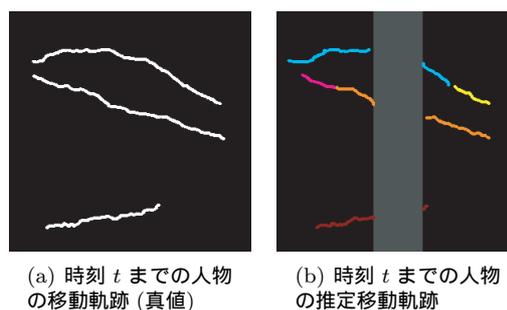
4.2 $P_D = 0.9$ での実験結果

平均して 1 割の確率でデータ欠損が生じるが、多くの場合複数人物の追跡を行うことができた。しかし以下のようなデータ欠損が生じた場合には、正しく追跡を行うことができなかった。

- ある追跡対象に関して、時間的に連続してデータ欠損が生じた場合
→ Fig.4 のように、同一人物であるのにも関わらず、追跡途中で違う人物であると判断されてしまう。これは、連続してデータ欠損が生じると、そ

の対象を追跡していた粒子が全て消滅してしまい、データ欠損が生じた前後で追跡対象が同一のものであると判断しきれないことが原因である。

- センサで観測できない領域の近くでデータ欠損が生じた場合
→ センサで観測できない領域の近くでデータ欠損が生じると、センサで観測できる領域のフィルタとできない領域のフィルタとの間で正しく連携がとれなくなってしまう。そのため、追跡対象がセンサで観測できない領域から出たにも関わらず、観測できない領域に粒子が残り続けたり、追跡対象がセンサで観測できない領域に入ったにも関わらず、観測できない領域にフィルタが作成されないという問題が生じた。

Fig.4 連続したデータ欠損 ($P_D = 0.9$)

5. まとめ

センサで観測できない領域が存在する環境でも適用可能な複数人物追跡を実現するため、センサで観測できる領域とできない領域にそれぞれ別のフィルタを割り当てる手法を提案した。これらのフィルタ間で人物の移動情報を適切にやり取りすることで、領域間の追跡対象の対応付けを行い、異種の領域を跨いで人物追跡が可能となる。手法の有効性を検証するために、シミュレーションによる複数人物の追跡実験を行った。その結果、人物が接近する場合や、追跡に大きな影響を与えるデータ欠損が生じる場合を除いて、複数人物の追跡を行うことができた。

今後は、シミュレーションによって確認できた課題の中でも特に、異種の領域間におけるデータ欠損により頑強な追跡対象の対応付け手法の開発を行う。

- [1] 長谷川勉: “ロボットタウンの実証的研究-全体計画の概要-”, 第 24 回 日本ロボット学会学術講演会予稿集 CD-ROM, 2N13, 2006
- [2] Mahler, RPS and NE, L.M. and Syst, S.S.T. and Eagan, MN: “Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 39, 4, pp.1152-1178, 2003
- [3] Vo, B.N. and Singh, S. and Doucet, A.: “Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets”, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 41, 4, pp.1224-1245, 2005