

SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた分散カメラとレーザによる複数移動体の同時追跡

倉 爪 亮^{*1} 山 田 弘 幸^{*2} 曾我部 光 司^{*1}
村 上 剛 司^{*1} 岩 下 友 美^{*1} 長谷川 勉^{*1}

Simultaneous Tracking of Multiple Targets Using SIR/MCMC Particle Filters by Distributed Cameras and Laser Range Finders

Ryo Kurazume^{*1}, Hiroyuki Yamada^{*2}, Koji Sokabe^{*1},
Kouji Murakami^{*1}, Yumi Iwashita^{*1} and Tsutomu Hasegawa^{*1}

We are conducting the research project named Robot Town Project. The aim of this research is to develop a distributed sensor system such as cameras, laser range finders, and IC tags, and its management system so that autonomous robots can work with humans in an ordinary environment for daily human life. This paper presents a sensor network system consisting of distributed cameras and laser range finders for multiple objects tracking. Sensory information from cameras is processed by the Level Set Method in real time and integrated with range data obtained by laser range finders in a probabilistic manner using novel SIR/MCMC combined particle filters. Though the conventional SIR particle filter is a popular technique for object tracking, it has been pointed out that there are some drawbacks in practical applications such as its low tracking performance for multiple targets due to the degeneracy problem. In this paper, the new combined particle filters consisting of a low-resolution MCMC particle filter and a high-resolution SIR particle filter is proposed. Simultaneous tracking experiments for multiple moving targets are successfully carried out and it is verified that the combined particle filters has higher performance than the conventional particle filters in terms of the number of particles, the processing speed, and the tracking performance for multiple targets.

Key Words: Laser Range Finder, Sensor Fusion, Particle Filter, Level Set Method, MCMC

1. は じ め に

ロボットの活動の場が工場内から屋外環境へ移るにつれて、ロボットが処理すべき情報量は飛躍的に増加する。この膨大な情報処理を、センサによる情報獲得から認識、判断、動作計画、そして実行まですべてロボット単体で行わせるのは、ロボットの可搬計算機の処理能力から非現実的である。そこで、ロボットの代わりに環境側が情報を取得、管理し、ロボットに必要なタイミングで必要な情報を提供できれば、ロボットは環境計測に費やす資源を他の必要な処理に回すことができ、超高機能なロボットでなくとも、人間と共生し安全に作業を実行できるロボットシステムが構築できる。本研究ではこの考えに立ち、環境に固定したセンサによってロボットに必要な環境情報の一つ

である人間などの移動体を追跡し、位置を計測するシステムを開発している。

これまで我々は、ビデオカメラを用いた Level Set Tracking による複数移動体の追跡システムを開発してきた [1]。しかし近年、ビデオカメラに比べて測定精度や分解能に優れたレーザレンジファインダが市販され、これを用いることでより高精度かつロバストな追跡が可能となっている。そこで本研究では、これまで開発した Level Set Tracking と移動体の色情報、環境に置かれたレーザレンジファインダからの距離情報を統合した移動体追跡システムを構築する。

移動体追跡ではカルマンフィルタやパーティクルフィルタなどの時系列フィルタを適用することで、ノイズや隠れに対して頑健になることが知られている。そこで本論文では、センサノイズに対する大きさやガウス分布の仮定が不要で、システムに対する少ない事前知識で異種センサ情報を統合できるパーティクルフィルタを採用する。しかし、従来のパーティクルフィルタには複数対象を追跡する場合に一部の対象にだけ粒子が集中し、粒子がまったく集まらない対象は追跡を見逃してしまうという

原稿受付 2009 年 3 月 11 日

^{*1}九州大学

^{*2}株式会社日立製作所

^{*1}Kyushu University

^{*2}Hitachi, Ltd.

■ 本論文は有用性で評価されました。

問題がある。この問題を解決するため、本論文では2種類のパーティクルフィルタ (SIR (Sequential Importance Resampling) パーティクルフィルタ, MCMC (Markov Chain Monte Carlo) パーティクルフィルタ [2] [3]) (付録参照) を結合 [4] し、さらに色ヒストグラムを用いてラベリングすることで、分散配置された複数のカメラとレーザレンジファインダを用いて、個々の移動体を識別しつつ複数移動体を同時追跡する手法を提案する。

2. 関 連 研 究

レーザレンジファインダを用いた移動体追跡は、環境に固定したシステムと、移動ロボットに搭載したシステムに分類できる。

環境に固定したレーザレンジファインダによる歩行者の追跡には、中村、柴崎らによる一連の研究 [5]~[7] がある。彼らはレーザレンジファインダ (Sick LMS200) を最大6台用いて足首位置を計測し、歩行動作の解析から作成された複数状態遷移を有するカルマンフィルタにより足断面上の点をクラスタリングすることで、通常時 100% (149 人)、通勤ラッシュ時 80% の追跡成功率を達成している [7]。またこの手法はカメラ画像と統合され、レーザ計測による追跡に失敗したときには Mean Shift 法によるカメラ画像上での追跡に切り替えることで、ロバストな歩行者追跡を実現している [5] [6]。このほかにも、Occupancy Grid を用いた手法 [8]、腰位置をカルマンフィルタおよびパーティクルフィルタで追跡したもの [9]、レーザで膝上を追跡し、カメラの肌色抽出と組み合わせて身長や位置をカルマンフィルタで推定する手法 [10]、あるいはレーザレンジファインダとカメラを用いた応接システム [11] などが提案されている。一方、少数のカメラとレーザレンジファインダを用いて、1 人ないし少数の歩行者を追跡するシステム [12]~[14] も提案されている。Blanco [12] は、まずレーザ計測結果から移動体を抽出し、その移動体領域に対してカメラによる顔検出を行うシステムを提案した。これらはカメラやレーザレンジファインダを他のセンサの前処理、あるいはそれぞれの計測結果を検証しあう目的で用いるものである。

一方、移動体にレーザレンジファインダを搭載し、環境モデル構築や障害物回避、追跡を行ったものとしては、車椅子搭載レンジファインダによる障害物回避 [15]、パーティクルフィルタを用いた歩行者の追跡 [16]~[18]、全方位カメラとレーザレンジファインダによる歩行者の追跡 [19] など多数のシステムが提案されている。

このようにレーザレンジファインダやカメラを用いた移動体のトラッキングは多くの研究例があるが、本論文のように、多数のカメラと多数のレーザレンジファインダを環境内に分散配置し、カメラ画像上での移動体トラッキングとレーザによるトラッキングをパーティクルフィルタ等で直接融合することで、多数の移動体の追跡を実現した例はない。

一方、我々はこれまでに、ビデオカメラから得られたビデオ画像に対し、複数の人物の移動領域を重なりに頑強に追跡する Level Set Tracking を提案した [1]。Level Set Tracking とは、背景差分等によって切り出された追跡対象領域に対して、能動輪郭モデルの一つである Level Set Method を適用し、ノイズや重なりに頑強に領域を追跡する手法である。Fig. 1 に複数人



Fig. 1 Level set tracking

体を追跡している様子を示す。

Osher, Sethian ら [20] [21] によって提案された Level Set Method は、Snakes など従来の能動輪郭モデルの欠点であった複数領域の重なりに対して、本質的に適応可能であるという優れた特徴を有する。しかし一方で新たに導入された補助関数値を決定するための計算量が膨大であり、リアルタイム処理には不向きであると考えられてきた。これに対し我々はこれまでに、Level Set Method の高速な実装方法である Fast Level Set Method (FLSM) を開発し、画像上での実時間トラッキング [1] や三次元モーションキャプチャシステム [22] などを提案してきた。

Fig. 1 は、FLSM を二次元画像に適用した Level Set Tracking の例である。画像のサイズ、入力速度がそれぞれ 320×240 [pixel], 30 [Hz], 使用した計算機が Pentium IV, 2 [GHz] のとき、FLSM の処理は約 60 [Hz] で実行されている。この例では、当初二つの閉曲面で表されていた移動物体の境界が、移動物体が交差したことで一つの閉曲面に統合され、次の時刻で再度二つの閉曲面に分離しており、境界の位相変化、すなわち対象の重なり柔軟に対応できていることが分かる。

3. SIR/MCMC パーティクルフィルタ

本章では、まず従来のパーティクルフィルタの問題点を指摘し、それを解決する新たなパーティクルフィルタの枠組みとして、SIR/MCMC パーティクルフィルタを提案する。本手法は、空間解像度の異なる2種類のパーティクルフィルタ (low-resolution MCMC particle filter と high-resolution SIR particle filter) を用い、両者を階層的に配置することで、複数対象の追跡性能の向上と実時間での高精度移動体追跡の実現を図ったものである。

一般的なパーティクルフィルタである SIR パーティクルフィルタは、複数の情報源から得られる観測結果の統合が容易であり、また誤観測やデータの欠落に強い。これまでにも多くのアプリケーションで用いられている。しかし移動体追跡に単純に適用した場合、追跡対象が一つのときは真値 (すなわち移動体の真の位置等) への収束性能は高く精度のよい位置推定が可能であるが、複数対象の追跡では、十分多数の粒子を用いないと一部の対象に粒子が偏り、他の追跡対象を見逃してしまうという

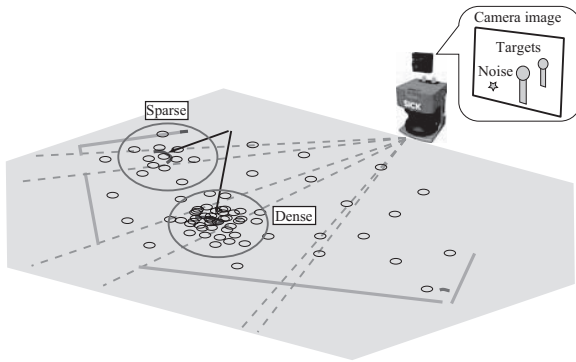


Fig. 2 Sample impoverishment problem

問題が指摘されている。この問題は“Sample impoverishment problem” [23] (Fig. 2)[†]と呼ばれ、Resampleを導入したために、本来パーティクルフィルタが持つ多様性が損なわれた結果である。すなわち、SIR パーティクルフィルタを単純に複数対象の追跡に適用すると、全対象へ粒子が一樣に収束せず、いくつかの対象にだけ粒子が集中することとなる。

この問題を避けるため、これまでに MCMC サンプリングと SIR サンプリングを交互に繰り返す Resampling move method [24], Regularized particle filter [25], Gibbs サンプラーの利用 [26], Mixture パーティクルフィルタ [27] など、いくつかのパーティクルフィルタの拡張法が提案されてきた。しかしこれらの手法には、従来のパーティクルフィルタに比べて収束性能が低い、あるいはパーティクルフィルタ数を追跡対象数に応じて変える必要があるなどの制約があった。例えば、Mixture パーティクルフィルタは対象ごとにパーティクルフィルタを適用し、複数のパーティクルフィルタが並列に動作するものであり、パーティクルフィルタを複数対象へ適用する手法としてよく用いられる。しかし対象の数だけパーティクルフィルタが必要で、対象の出現、消失時に特別な処理が必要であり、また対象が重なった場合には、それ以降は分離した追跡は継続困難である。

一方、MCMC パーティクルフィルタ [2] [3] は一様サンプリングに基づく方法であり、真値への収束性能は低く、追跡空間の解像度が高くかつ対象が高速に移動する場合には追跡に失敗する可能性がある。しかし一方で、変化が急激でなければ、全対象へ一樣に粒子が収束するという性質を持つ。

そこで、提案するシステムでは、Fig. 3 に示すようにこれらの 2 種類のパーティクルフィルタを空間解像度を変えて階層的に配置し、低解像度 MCMC パーティクルフィルタにより大まかに得られた追跡対象候補位置の近傍に、重点的に高解像度 SIR パーティクルフィルタの初期粒子 (SIR 粒子) を生成することで、追跡精度と収束性、安定性を兼ね備えた複数移動体追跡システムを実現する [4]。

提案手法の概要を以下に示す。

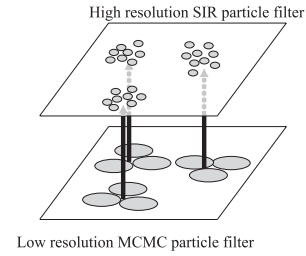


Fig. 3 SIR/MCMC particle filter

- (1) 高解像度 SIR パーティクルフィルタと低解像度 MCMC パーティクルフィルタを準備し、それぞれ初期化する。
- (2) MCMC パーティクルフィルタを初期化し、センサ等から得られた証拠をもとに MCMC パーティクルフィルタを繰り返し更新する。
- (3) 収束後の MCMC パーティクルフィルタの粒子近傍に、SIR パーティクルフィルタの一部の粒子を初期粒子として配置する。
- (4) SIR パーティクルフィルタを (2) と同様に繰り返し更新する。
- (5) 収束後の SIR パーティクルフィルタをクラスタリングし、複数移動体を検出する。
- (6) (2) から (5) を繰り返す。

この手法は、複数のフィルタを併用する Mixture パーティクルフィルタとは異なり、パーティクルフィルタそのものの性能向上を目指したものであり、対象出現のたびにパーティクルフィルタを生成するなどの特別な処理は不要であり、かつ後述する実験でも明らかのように対象の重なりにも頑健である。なお、複数対象の同時追跡を実現する最も単純な手法として、対象数を既知、あるいは何らかの手法で推定して粒子の内部状態量を増やす方法が考えられるが、本研究では両パーティクルフィルタとも観測すべき移動体の数は未知とし、また処理の単純化と処理時間の短縮のために、各粒子の保持する状態変数は一つの移動体の状態 (位置、速度) のみとしている。

提案手法と同様にパーティクルフィルタを用いて複数移動体を追跡する手法として、Okuma らにより Boosted particle filter [28] が提案されている。この手法は、まず画像から Viola, Jones の AdaBoost アルゴリズム [29] により追跡対象を検出し、得られた対象位置を用いて事前確率分布を定義して Mixture パーティクルフィルタを適用することで、複数移動体の追跡を実現している。これに対し本手法は、Boosting アルゴリズムのような本質的に異なる手法を導入するのではなく、パーティクルフィルタの枠組みを用い、パーティクルフィルタの性能を向上することで複数移動体の同時追跡を実現するものであり、実装が簡単、既存システムへ導入する場合、変更が少ないなど、実用上の有用性が高いと考えている。

また、本論文で提案するパーティクルフィルタと同様に、階層構造を有するパーティクルフィルタによりサンプル数の低減 [30] や異種情報の効率的な統合 [31] を実現した例が報告されている。例えば坂東ら [30] は、階層構造をもつ高次元隠れ状態推定問題に階層型パーティクルフィルタを適用した。この手法では、階

[†]古典的な SIS パーティクルフィルタ (Sequential Importance Sampling) は、多峰性を含む任意の事後確率分布を推定できる特徴があるが、数回の更新で重みが偏り、小さな重みを持つ重要な粒子も更新され続ける問題 (degeneracy problem) が指摘されていた。これを解決する手法として Resampling 処理が導入されたが、このために表現可能な事後確率分布の多様性が失われる結果となった。

層間の相互作用を利用して他の層の情報から EM アルゴリズムによりある層の状態を事前に推定することで、高次元空間におけるサンプル数の増加の問題を解決している。しかしこれらの手法は、抽象度の異なる階層化された隠れ状態推定問題を効率的に解くためのものであったり、あるいは従来型パーティクルフィルタをたんに粗密に階層化したものであり、複数仮説の自動生成と計算時間の両立のために異種パーティクルフィルタを階層化する提案手法とは目的、手法が本質的に異なる。

4. 分散カメラとレーザレンジファインダによる移動体追跡システム

本章では前章で提案した SIR/MCMC パーティクルフィルタを実装し、分散配置された多数台のカメラとレーザレンジファインダを用いて複数移動体の同時追跡が可能な移動体追跡システムを提案する。

第2章で示した Level Set Tracking により、二次元画像上では移動体領域をノイズや重なりに頑健に追跡できる。しかし、二次元画像から移動体の三次元位置を正確に推定したり、重なった移動体領域を正確に切り分けることは、単一のカメラでは困難である。これに対し、本システムで用いる平面スキャン型レーザレンジファインダは、二次元平面上での対象物体までの正確な距離情報が容易に得られる。しかし二次元の距離情報だけでは、移動体の識別やラベル付けは困難である。そこで、環境におかれた多数台のカメラと多数台のレーザレンジファインダを用い、カメラ画像に対する Level Set Tracking の追跡結果と移動体の色ヒストグラム、レーザレンジファインダからの距離情報を提案した SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いて統合することで、交差前後の位置関係を正確に推定しつつ頑健に対象追跡を行うシステムを構築する。

4.1 システム構成

Fig. 4 に移動体追跡システムの構成を示す。カメラとレーザレンジファインダの組みを一つのセンサユニット (Fig. 5) とし、これが1台のコンピュータに接続されてセンサ端末を構成する。環境中に分散配置されたセンサ端末は、一つのホストコンピュータへ接続され、そこで各端末からの情報が2種類のパーティクルフィルタで統合される。端末・ホスト間の通信は Ethernet を介して行われる。

4.2 追跡処理の概要

Fig. 6 に距離情報と Level Set Tracking の追跡結果を情報統合する概念図を示す。図中の実線は距離情報、破線は Level Set Tracking から得られたシルエット画像の領域である。このシルエット領域には、カメラから得られた領域の色ヒストグラムも保持されている。

以下、構築した移動体追跡システムの処理を、Fig. 4 に示すセンサ端末、ホストコンピュータに分けて述べる。

4.2.1 センサ端末での流れ

まず初期状態として、各センサ端末で移動体が環境中に存在しない静的環境の情報を取得する。このとき、センサ端末 i で得られる静的環境情報は、カメラから得られた静的環境画像 $I_s^i(u, v)$ 、レーザレンジファインダから、ミラー回転軸を原点とし、放射状にあるステップ角度で離散的に得られる距離情報

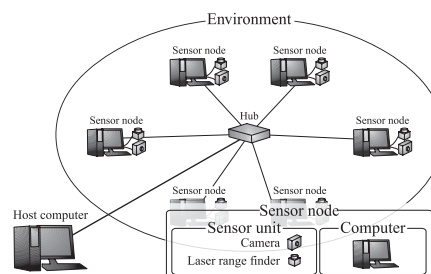


Fig. 4 Tracking system using multiple sensor units



Fig. 5 Sensor unit

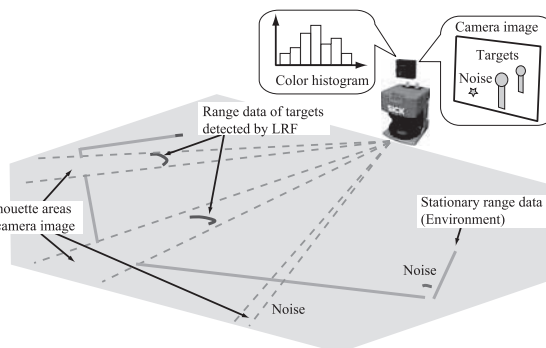


Fig. 6 Information fusion of range data and camera images

$Z_s^i = \{z_{s1}, \dots, z_{sM}\}$ である。ただし、各センサ端末は世界座標系での自身のセンサ位置・姿勢情報を保持しており、 Z_s^i は世界座標系で記述されている。

静的環境情報を取得後、移動体検出を行う。移動体検出は次の二つの方法で行われる。

- 時刻 t におけるカメラ画像 $I_t^i(u, v)$ を取得し、 $I_s^i(u, v)$ との差分から切り出された対象領域に対して Level Set Tracking を適用し、移動体領域を抽出する。領域の左端、右端の u 座標 u_l, u_r から、カメラ焦点での方位角である移動体の存在範囲 $\theta_t = \{\theta_l, \theta_r\}$ を求める (Fig. 7)。ただしカメラ v 軸とレーザレンジファインダのミラー回転軸 (垂直方向) は同方向であるとする。また、複数の領域を追跡している場合を考慮し、複数の移動体存在範囲の集合を $\Theta_t^i = \{\theta_{t1}, \theta_{t2}, \dots\}$ とする。
- 同時に、各対象領域においてカメラ画像から領域の色ヒストグラム $Hist_t^i = \{Hist_{t1}, Hist_{t2}, \dots\}$ を計算する。
- 時刻 t におけるレーザレンジファインダからの距離情報 Z_t^i

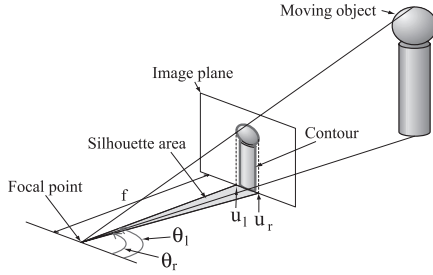


Fig. 7 Existing region of target object

を取得し、 Z_s^i から一定距離 T_r 離れた点のみを抽出した $\tilde{Z}_t^i$ を計算する。

$$\tilde{Z}_t^i = Z_t^i, (\|z_{sj} - z_{tj}\| > T_r; j = 1 \sim M) \quad (1)$$

上記の三つのタスクは各センサ端末における同一プロセス内の別スレッドにおいて、同期を取りながら繰り返し実行され、ホストコンピュータからの要求に対してはその時点で最新の情報を提供する。

4.2.2 ホストコンピュータでの流れ

ホストコンピュータでは、センサ端末から提供される情報を統合し、移動体の位置推定を行う。以下、その詳細を示す。

- (1) 各センサ端末 i へ情報提供の要求コマンドを送信し、 Θ_t^i 、 $\tilde{Z}_t^i$ と色ヒストグラム $Hist_t^i$ を取得する。次に各センサ端末からの情報を統合し、全センサ端末情報の集合 $\Theta_t = \{\Theta_t^i\}$ 、 $\tilde{Z}_t = \{\tilde{Z}_t^i\}$ を求める。
- (2) Θ_t 、 $\tilde{Z}_t$ を SIR/MCMC パーティクルフィルタにより統合し、移動体の位置を推定する。
- (3) 推定された移動体の位置から、対応する色ヒストグラム $Hist_t^i$ を選び、データベースに登録された色ヒストグラムと比較してラベル付けする。

4.3 SIR/MCMC パーティクルフィルタによる移動体位置推定

本節では、4.2.2 項で説明したホストコンピュータでの処理のうち、(2) の異種複数センサから得られた情報を 2 種類のパーティクルフィルタにより統合し、移動体の位置推定を行う手法について述べる。時刻 t での移動体の位置、速度が $\mathbf{x}_t, \mathbf{v}_t$ である事象を X_t とすると、観測値 Θ_t 、 $\tilde{Z}_t$ を得たときの移動体の位置に関する事後確率 $p(X_t | \Theta, \tilde{Z})$ は、状態と重みを持つ粒子群によって再帰的に推定される。ただし Θ 、 $\tilde{Z}$ はそれぞれ観測値 Θ_t 、 $\tilde{Z}_t$ が得られる事象である。以下、2 種類のパーティクルフィルタによる移動体位置推定の手順について述べる。

4.3.1 高解像度 SIR パーティクルフィルタ

- (1) 初期粒子発生: N_{SIR} 個の初期粒子 $s_0^{(n)} = \{\mathbf{x}_0^{(n)}, \mathbf{v}_0^{(n)}, w_0^{(n)}\}$ を発生させる。ただし、 $\mathbf{x}_t^{(n)}$ は位置ベクトル、 $\mathbf{v}_t^{(n)}$ は速度ベクトル、 $w_t^{(n)}$ は重みを表す。また初期粒子の位置 $\mathbf{x}_0^{(n)}$ 、速度 $\mathbf{v}_0^{(n)}$ は、事前知識として与えられた対象領域の大きさや移動体の最高、最低速度を範囲とする一様乱数で与えた。
- (2) 粒子遷移: N_{SIR} 個の粒子に対して動作モデル $p(X_t | X_{t-1})$ を適用し、新たな粒子 $s_{t|t-1}^{(n)} = \{\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}, \mathbf{v}_{t|t-1}^{(n)}, w_{t-1}^{(n)}\}$ を生成する。動作モデルには、次式を用いる。

$$\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)} = \mathbf{x}_{t-1}^{(n)} + \mathbf{v}_{t-1}^{(n)} T_s \quad (2)$$

$$\mathbf{v}_{t|t-1}^{(n)} = \mathbf{v}_{t-1}^{(n)} \quad (3)$$

ただし、 T_s はサンプリング周期である。

- (3) 尤度計算: N_{SIR} 個の粒子それぞれに対して、尤度 $p(\Theta, \tilde{Z} | X_{t|t-1})$ を次式にて計算する。

$$p(\Theta, \tilde{Z} | X_{t|t-1}) = p(\Theta | X_{t|t-1}) p(\tilde{Z} | X_{t|t-1}) \quad (4)$$

ただし、

$$p(\Theta | X_{t|t-1}) = f(\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}) \quad (5)$$

$$p(\tilde{Z} | X_{t|t-1}) = \exp(-d^2/2\sigma_s^2)/\sqrt{2\pi}\sigma_s \quad (6)$$

とした。ここで、 σ_s は位置誤差、 d は $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}$ と $\tilde{Z}_t$ との最小ユークリッド距離、

$$d(Z_t) = \min_i \|\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)} - \mathbf{z}_{ti}\| \quad (7)$$

である。式 (6) で与えられる尤度は、粒子の位置がレーザレンジファインダの観測点のいずれかに近ければ値が大きく、最近傍の観測点までの距離 $d(Z_t)$ に応じて分散 σ_s^2 の正規分布に従いなだらかに減衰する。通常、レーザレンジファインダの計測誤差分布には方向性があるが、本システムでは様々な位置、方向に置かれた複数のレーザレンジファインダの情報が統合されるため、誤差分布を床面と平行な平面上で定義された一様な正規分布と仮定している。

また $f(\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)})$ は $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}$ への方位角が Θ_t 内に存在するか否かを表す関数である。これには、例えば移動体境界付近でなだらかに減衰するシグモイド関数なども考えられるが、ここでは $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}$ への方位角が Θ_t のいずれかの範囲内に存在する場合は定数値 D 、($0 \leq D \leq 1$) を、存在しない場合には $1 - D$ を与える関数とした。なお後述する追跡実験では $D = 0.65$ としている。

- (4) 重み計算: N_{SIR} 個の粒子に対して、重み $w_t^{(n)}$ を次式にて計算する。

$$w_t^{(n)} = p(\Theta, \tilde{Z} | X_{t|t-1}) \quad (8)$$

また、すべての粒子の重みの和 $w_t^{(all)} = \sum_{n=1}^{N_{SIR}} w_t^{(n)}$ を求める。

- (5) リサンプリング: $N_{SIR} P_{SIR}$ 個 ($0 < P_{SIR} < 1$) の粒子 $s_{t|t-1}^{(n)} = \{\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}, \mathbf{v}_{t|t-1}^{(n)}, w_{t-1}^{(n)}\}$ に対して、 $w_t^{(n)}/w_t^{(all)}$ の確率で復元抽出し、ランダムノイズを加えた新たな粒子 $s_{t|t}^{(n)} = \{\mathbf{x}_{t|t}^{(n)}, \mathbf{v}_{t|t}^{(n)}, w_t^{(n)}\}$ を発生させる。ただし、 $N_{SIR}(1 - P_{SIR})$ 個の粒子は、Fig. 3 に示すように、後述する MCMC で得られた移動体推定位置周辺にランダムに発生させる。また P_{SIR} は MCMC パーティクルフィルタの追跡結果を SIR パーティクルフィルタに反映させる重要なパラメータである。予備実験の結果から後述する追跡実験ではすべて $P_{SIR} = 0.9$ としている。
- (6) (2)～(5) を繰り返す。

- (7) 移動体位置推定: 粒子群により近似的に得られる確率分布から, 移動体位置の推定を行う. 粒子群 $S_t^{(n)}$ を ISODATA 法等によりクラスタリングし, クラスタごとに粒子の重み付き平均をとることで, 移動体位置 $\mathbf{x}_t$ を推定する.

SIR パーティクルフィルタによって得られる推定位置を, 本システムでは最終的な移動体推定位置とする.

4.3.2 低解像度 MCMC パーティクルフィルタ

MCMC パーティクルフィルタが SIR パーティクルフィルタと異なる点は, 解像度と (5) リサンプリング処理のみである. 以下, 手順を示す.

- (1) 初期粒子発生: N_{MCMC} 個の初期粒子 $s_0^{(n)} = \{\mathbf{x}_0^{(n)}, \mathbf{v}_0^{(n)}, w_0^{(n)}\}$ を発生させる.
- (2) 粒子遷移: N_{MCMC} 個の粒子に対して動作モデル $p(X_t|X_{t-1})$ を適用し, 新たな粒子 $s_{t|t-1}^{(n)} = \{\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}, \mathbf{v}_{t|t-1}^{(n)}, w_{t-1}^{(n)}\}$ を生成する. 動作モデルには, 式 (2) (3) を用いた.
- (3) 尤度計算: N_{MCMC} 個の粒子それぞれに対して, 尤度 $p(\Theta, \tilde{Z}|X_{t|t-1})$ を式 (4) で計算する.
- (4) 重み計算: N_{MCMC} 個の粒子に対して, 重み $w_t^{(n)}$ を式 (8) で計算する.
- (5) リサンプリング: まず, N_{MCMC} 個の粒子 $s_{t|t-1}^{(n)}$ における $\mathbf{x}_{t|t-1}^{(n)}, \mathbf{v}_{t|t-1}^{(n)}$ に対して, 正規分布に従うランダムな変化量を加え, 次状態候補 $\mathbf{x}_{t|t}^{(n)'}, \mathbf{v}_{t|t}^{(n)'}$ および次状態候補での尤度 $w_t^{(n)'}$ を Step (3) (4) と同様に計算する. 次に $w_t^{(n)'}/w_t^{(n)}$ に対して Metropolis-Hastings 法 (付録 A) を適用し, 新たな粒子 $s_{t|t}^{(n)}$ を決定する.
- (6) (2)~(5) を繰り返す.

この MCMC パーティクルフィルタを一定周期で初期状態から繰り返し適用し, 4.3.1 項 (5) および Fig. 3 で説明したように, 得られた MCMC パーティクルフィルタの粒子周辺に SIR パーティクルフィルタの粒子の一部をランダムに発生させる. これにより, MCMC パーティクルフィルタにより大まかに推定された移動体周辺に SIR パーティクルフィルタの粒子が再配置され, 個々の移動体に対して SIR パーティクルフィルタによる高精度な位置推定が実現される.

4.4 色ヒストグラムによるラベル付け

本節では, 4.2.2 項で説明したホストコンピュータでの処理のうち, (3) の色ヒストグラムによるラベル付け方法について述べる. 各センサ端末では Level Set Tracking で得られた移動体領域に対して色ヒストグラム $Hist_t^i$ を計算し, ホストコンピュータでそれらを統合することで移動体にそれぞれ固有のラベルを与える.

以下, 処理の具体的な流れを示す.

- (1) まず各センサ端末において, Level Set Tracking で得られた移動体領域を矩形で切り出し, カラー情報を HSV 変換した後, 照明変動を受けにくい HS 空間で正規化された色ヒストグラム $Hist_t^i$ を計算する.
- (2) その色ヒストグラムを移動体情報とともにホストコンピュータに送信する.
- (3) ホストコンピュータでは過去に得られた色ヒストグラムと受信した色ヒストグラムを比較し, 類似したものがあれば

そのラベルを, なければ新たなラベルを与え, データベースに保存する. ただし色ヒストグラムの類似度には Bhattacharyya 係数を用いた.

- (4) 前節の移動体追跡システムで得られた移動体を各センサ端末のカメラ画像に再投影し, それが含まれる移動体領域のラベルを得る.
- (5) 各センサ端末ごとに得られたすべてのラベルを比較し, 最も多数のラベルをその移動体のラベルとする.

なお, 例えばパーティクルごとに色情報, 例えば色ヒストグラムを計算, 保持し, トラッキングと同時に色情報を用いてラベル付けする手法も考えられる. しかし, 例えば Bhattacharyya 係数をパーティクル数だけ計算するのは, 多くのメモリと計算コストが必要となる. そこで本論文では, パーティクルフィルタで対象候補領域をある程度絞った後に, 少数の候補領域に対してカラーヒストグラムを用いた類似度計算を行う手法を採用した.

5. 実 験

本章では, まず MCMC パーティクルフィルタと SIR パーティクルフィルタを併用することで, 複数物体の追跡性能が向上することをシミュレーション実験により確認する. 次に, カメラ画像上での移動体のトラッキングとレーザによるトラッキングの併用による移動体追跡性能の向上について検証し, 最後に提案手法である SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた手法の (1) 移動体追跡精度, (2) 実環境での追跡性能, (3) 多数移動体の同時追跡性能 (4) 移動体同士の接近分離における追跡性能, (5) 移動体へのラベル付加性能について実験的に検証する. なお, 実際の追跡実験で使用した空間解像度は, SIR パーティクルフィルタは連続値 (double 型浮動小数点), MCMC パーティクルフィルタは一辺 200 [mm] ずつ格子状に区切った領域とした. 使用したコンピュータはセンサ端末に PentiumD 3.0 GHz, ホストコンピュータに Core2 2.4 GHz である.

5.1 シミュレーション実験

まず, 複数の物体が同時に移動, 交差する場合に対して, 従来の SIR パーティクルフィルタ, 複数対象の同時追跡が可能な Mixture パーティクルフィルタ [27], 提案する MCMC/SIR パーティクルフィルタを用いてシミュレーション実験を行った.

実験は, 三つの移動体がそれぞれ異なる初期位置から同一の点を目指して移動し, 交差, 分離する場合に対して行った. 粒子の個数は, 従来の SIR パーティクルフィルタが 900 個, Mixture パーティクルフィルタが 300 個が三つで合計 900 個, MCMC/SIR パーティクルフィルタが MCMC に $N_{MCMC} = 300$ 個, SIR に $N_{SIR} = 300$ 個の合計 600 個である. なお, Mixture パーティクルフィルタのみ各移動体の初期位置は既知とし, 各パーティクルフィルタの初期粒子をそれぞれの移動体に割り当てている. 従来の SIR パーティクルフィルタ, 提案する MCMC/SIR パーティクルフィルタは, 移動体の移動開始位置はまったく未知とした.

実験結果を Fig. 8 に示す. このように, 通常の SIR パーティクルフィルタでは, 追跡開始直後から一つの移動体にすべての粒子が集中した. また Mixture パーティクルフィルタは, 追跡

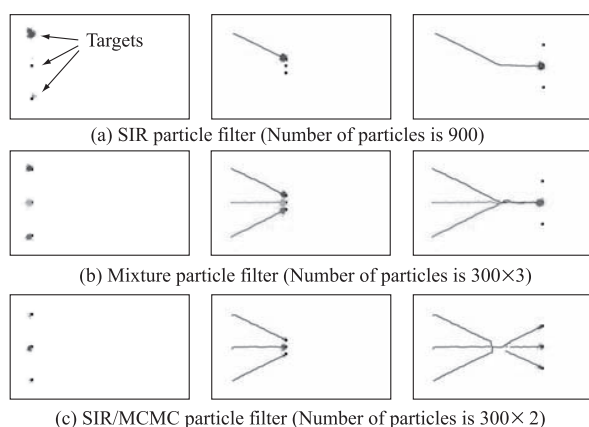


Fig. 8 Simulation results for multiple targets



Fig. 9 Experimental house for the robot town project

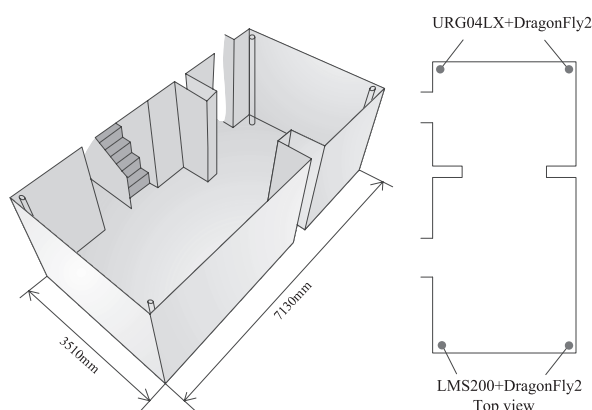


Fig. 10 Sensor position in the house

開始直後はそれぞれを分離して追跡できているが、交差した時点でそれぞれの粒子が重なり合い、分離後は一つの対象のみを追跡している。一方提案した MCMC/SIR パーティクルフィルタは、最も粒子数が少ないにもかかわらず、移動開始後、交差時、分離後ともにそれぞれを分離して追跡できていることが分かる。

5.2 異種複数センサ統合によるロバスト性向上の確認

本実験では、異種複数センサ統合によりノイズに頑健に移動体追跡が可能であることを確認する。実験は「ロボットタウンの実証的研究」プロジェクトで用いる実証実験用住宅 (Fig. 9) で行った。Fig. 10 に実験環境を示す。

実験では、追跡の様子が目視により容易に確認できるように、Fig. 11 のような三次元モデルによる表示を行った。これは、まず静的環境距離情報に一定の高さを与えて静的環境モデルを作成し、そこに静的環境画像をテクスチャマッピングした。また、

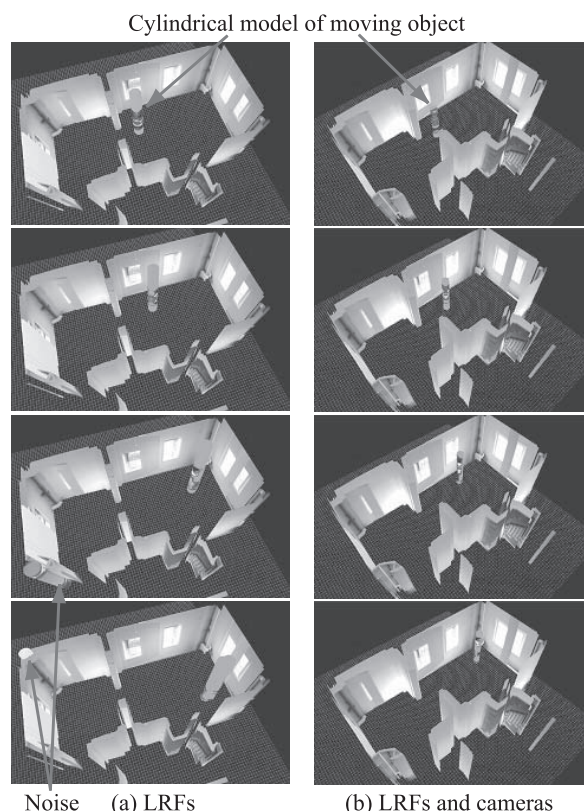


Fig. 11 Effect of sensor fusion using LRFs and cameras

移動体は円柱モデルで近似し、Level Set Tracking によって得られた領域内の画像を円柱にテクスチャマッピングし、推定位置に表示した。

Fig. 11 (a) は、レーザレンジファインダの情報のみを用いた場合の例、Fig. 11 (b) は、レーザレンジファインダと Level Set Tracking の情報を融合した場合の例である。Fig. 11 (a) に示されるとおり、レーザレンジファインダの情報のみでは、時折、測定ノイズによって誤った移動体円柱モデルが表示されている。これに対し Fig. 11 (b) に示す例では、真の移動体の位置のみに円柱モデルが表示され、誤認識が低減していることが分かる。

5.3 移動体の追跡精度

提案したシステムによる移動体追跡精度を検証するため、一つの移動体に対して位置計測を行い、真値と比較した。対象空間 (7 [m] × 5 [m]) に四つのセンサ端末を配置し、カメラには Point Grey 社製 Dragonfly2 を 4 台、レーザレンジファインダには Sick 社製 LMS200 を 2 台と北陽電機社製 URG04LX を 2 台使用した。このとき、SIR パーティクルフィルタの粒子数は $N_{SIR} = 2,000$ 、MCMC パーティクルフィルタの粒子数は $N_{MCMC} = 1,000$ である。また、真値の計測には、トプコン社製 トータルステーション GTS-825A を用い、移動体頭部の体節中心に装着されたプリズムを自動追尾した結果を用いた。Fig. 12 に真値と追跡結果の軌跡を示す。距離誤差の平均は 86.9 [mm]、標準偏差は 59.7 [mm] であった。

5.4 実環境における移動体追跡性能の検証

実環境における実験を行った。実験は、実証実験用住宅 (Fig. 9)

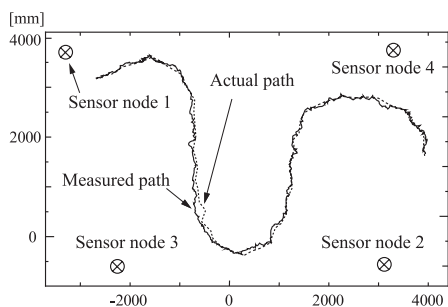


Fig. 12 Experimental results of accuracy validation

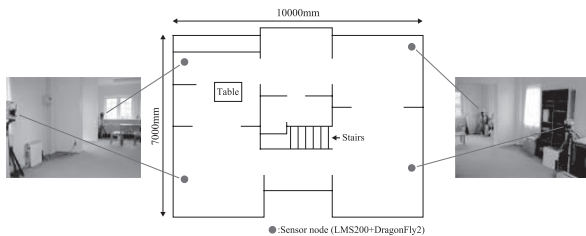


Fig. 13 Sensor positions in the house

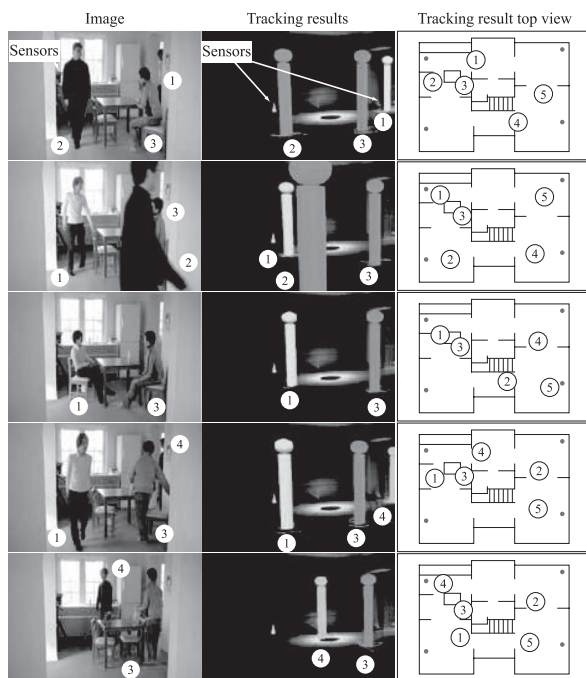


Fig. 14 Tracking results in the house

の1階全フロアを対象とし、センサ端末4台 (Dragonfly2 $\times$ 4, LMS200 $\times$ 4) を Fig. 13 のように配置して行った。実験では、5人の歩行者が1階のフロアを歩き回る様子を追跡した。粒子数は SIR パーティクルフィルタが $N_{SIR} = 2,000$, MCMC パーティクルフィルタが $N_{MCMC} = 1,000$ である。

実験結果を Fig. 14 に示す。図は、左から実験環境の様子、それに対応する視点での実験結果、上から見た実験結果である。複雑な構造をした環境内で、歩行者や椅子に座った人などを追跡できることが確認できた。

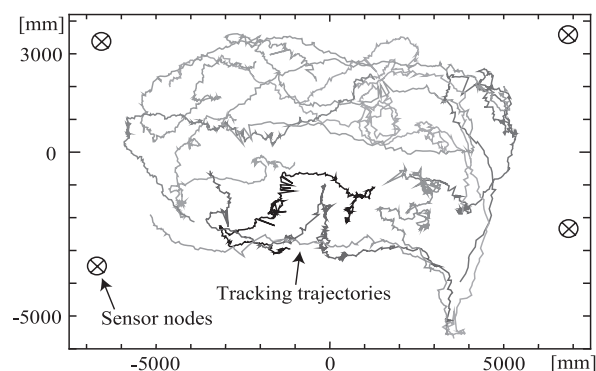


Fig. 15 Paths of 11 targets

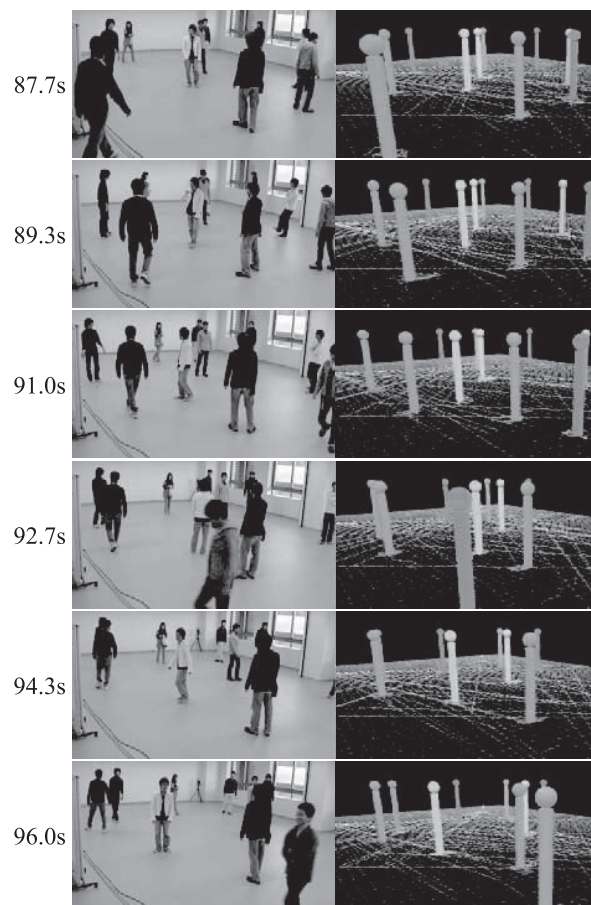


Fig. 16 Tracking results of 11 targets by SIR/MCMC particle filters

5.5 多数移動体同時追跡性能の検証

次に、提案手法における複数移動体の同時追跡実験を行った。実験では、対象空間 (14[m] $\times$ 10[m]) に配置した四つのセンサ端末 (Dragonfly2 $\times$ 4, LMS200 $\times$ 4) によって最大11人の歩行者を同時追跡した。使用した粒子数は、SIR パーティクルフィルタが $N_{SIR} = 2,000$, MCMC パーティクルフィルタが $N_{MCMC} = 1,000$ である。Fig. 15 に追跡結果の軌跡の一部を、Fig. 16 に実験中の歩行者の様子 (左) と追跡結果 (右) を示す。すべての歩行者を測定範囲内において出現から消失まで

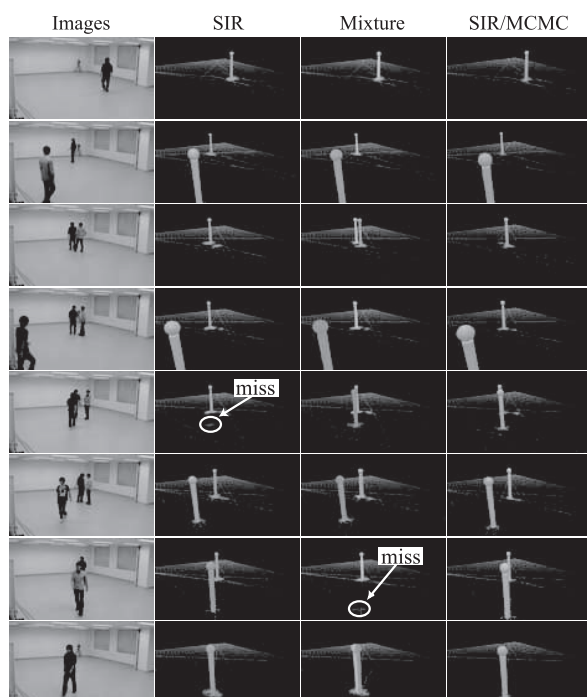


Fig. 17 Experimental results of SIR, Mixture and SIR/MCMC particle filters

1組の SIR/MCMC パーティクルフィルタで追跡できることが確認できた。11人追跡時の処理時間は、MCMC パーティクルフィルタ 10 回、SIR パーティクルフィルタ 1 回の更新に対して 32.6 [ms] であった。

5.6 移動体同士の接近分離への対応

三つの対象が接近後に分離する場合に対して、SIR パーティクルフィルタ、Mixture パーティクルフィルタ、SIR/MCMC パーティクルフィルタの追跡性能を比較した。粒子数は、SIR パーティクルフィルタが 6,000、Mixture パーティクルフィルタが 2,000 が三つで 6,000、SIR/MCMC パーティクルフィルタが SIR 粒子 $N_{SIR} = 2,000$ と MCMC 粒子 $N_{MCMC} = 1,000$ である。Mixture パーティクルフィルタでは、シミュレーション実験と同じように各パーティクルフィルタの初期粒子を手動で移動体に割り当てている。

Fig. 17 に実験結果を示す。SIR パーティクルフィルタでは、最初に現れた移動体にほとんどの粒子が集中し、三つ目の移動体には粒子がほとんど集まらず、追跡に失敗している。Mixture パーティクルフィルタでは、移動体同士が接近するまでは精度よく追跡できているが、移動体同士が離れたときに片方の対象に複数のパーティクルフィルタが集まってしまう、その後の追跡を失敗している。提案手法である SIR/MCMC パーティクルフィルタでは、対象を見失うことなく追跡でき、かつ対象の出現、接近後の分離に対応していることが分かる。処理時間は、SIR パーティクルフィルタが 1 回の更新に対して 19.8 [ms]、Mixture パーティクルフィルタが 19.6 [ms]、MCMC/SIR パーティクルフィルタが 17.1 [ms] であった。

5.7 複数移動体のラベル付け

色ヒストグラムを用いたラベル付け手法の動作確認実験を行っ

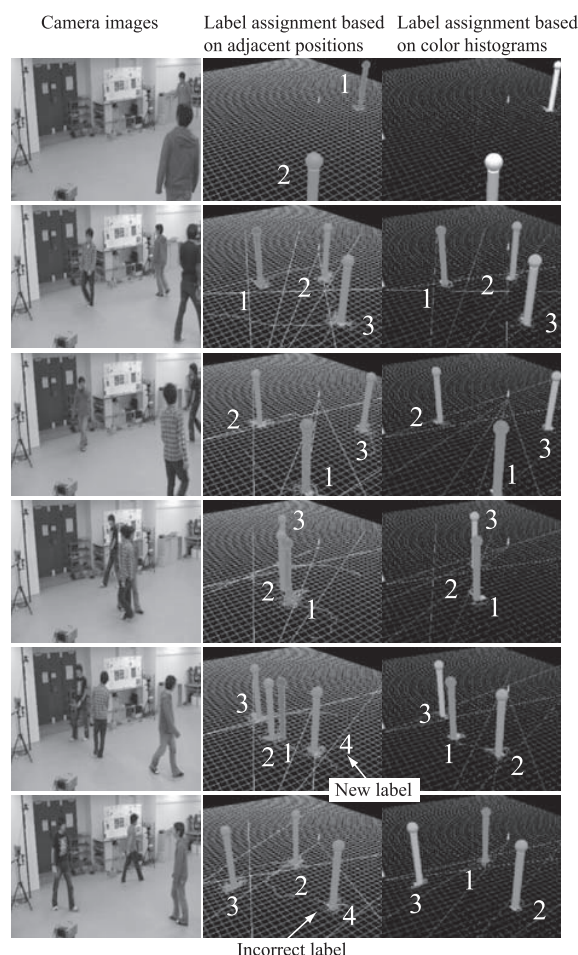


Fig. 18 Labeling results using color histogram

た。実験では、3 台のセンサ端末を配置し、SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いて 3 人に移動体を追跡した。実験結果を Fig. 18 に示す。左が実画像、中がヒストグラムを用いずに前時刻の移動体と最も近い移動体に同じラベルを与えた場合、右が提案した色ヒストグラムを用いた場合である。このようにオクリュージョンが頻繁に生じてても、色ヒストグラムを用いることで正確なラベル付けが実現できている。また移動体がセンサ計測範囲から出ても、一度データベースに登録されれば、再び観測された時点で同一のラベルが付加できることも確認した。

なお、4.4 節で示した色ヒストグラムを用いたラベル付けは最も単純なラベリング手法の一つであり、同様の色ヒストグラムを有する対象がシーン内に複数存在する場合には、ラベル付けに失敗する可能性がある。しかし本システムでは、異なる位置から複数のカメラで対象を撮影、ラベル付けし、投票により最終的なラベルを決定しているため、あるカメラでオクリュージョンのためにラベル付けに失敗しても、他の大多数のカメラで継続して正確なラベル付けが可能であれば、部分的なラベル付けの失敗が最終結果に与える影響は小さいと考えられる。そこで同様の色味の服装が複数存在する場合に対する実験を行った。実験結果を Fig. 19 に示す。

実験では、ほぼ同じ服装の 6 人の歩行者を追跡した。実験の

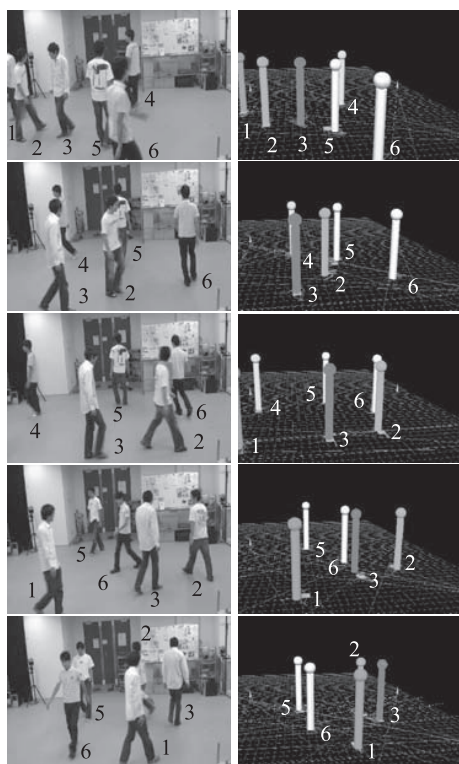


Fig. 19 Labeling results for 6 persons with similar-colored clothes

結果、距離を用いた単純な手法に比べれば、頑健なラベル付けが実現できることが確認された。しかし、例えば複数の歩行者が1か所に集まった場合などラベル付けに失敗する場合もあり、より頑健なラベル付け手法の開発が今後の検討課題である。

6. ま と め

これまでに開発した Level Set Tracking と、環境におかれた複数のレーザレンジファインダからの距離情報を、空間解像度の異なる2種類のパーティクルフィルタを用いて統合することで、複数の移動体の位置関係を正確に推定しつつ、ノイズや重なりにより頑健に追跡を行うシステムを提案した。また、提案した移動体追跡システムの有効性を、シミュレーション実験、追跡精度検証と複数移動体の同時追跡実験、複数移動体のラベル付け実験により確認した。

謝 辞 本研究は、文部科学省の平成19年度科学技術振興調整費による「科学技術連携施策群の効果的・効率的な推進」の一環として実施したものであり、また一部は文部科学省科研費補助金基盤B「5感センサネットワークによる被災建造物内RTシステムの開発(19360119)」の助成を受けて行われました。

参 考 文 献

- [1] 倉爪亮, 由井俊太郎, 辻徳生, 岩下友美, 原健二, 長谷川勉: “Fast level set method の提案とビデオ画像の移動物体のリアルタイム追跡”, 情報処理学会論文誌, vol.44, no.8, pp.2244–2254, 2003.
- [2] Z. Khan, T. Balch and F. Dellaert: “Mcmc-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets,” IEEE Tranaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.27, no.11, pp.1805–1918, 2005.
- [3] Z. Khan, T. Balch and F. Dellaert: “An mcmc-based particle filter for tracking multiple interacting targets,” Proc. ECCV2004, pp.279–290, 2004.
- [4] R. Kurazume, H. Yamada, K. Murakami, Y. Iwashita and T. Hasegawa: “Target tracking using sir and mcmc particle filters by multiple cameras and laser range finders,” Proc. 2008 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS08), pp.3838–3844, 2008.
- [5] J. Cui, H. Zha, H. Zhao and R. Shibasaki: “Multi-modal tracking of people using laser scanners and video camera,” Image and Vision Computing, vol.26, no.2, pp.240–252, 2008.
- [6] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介: “レーザスキャナと画像センサの融合による歩行者追跡”, 第11回画像センシングシンポジウム 講演論文集, pp.177–180, 2005.
- [7] 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 坂本圭司, 大鋸朋生, 鈴木尚毅: “複数のレーザレンジスキャナを用いた歩行者トラッキングとその信頼性評価”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, vol.J88-D-II, no.7, pp.1143–1152, 2005.
- [8] E. Prassler, J. Scholz and A. Elfes: “Tracking people in a railway station during rush hour,” Proc. Computer Vision Systems, First International Conference, ICVS’99, pp.162–179, 1999.
- [9] A. Fod, A. Howard and M.J. Mataric: “A laser-based people tracker,” Proc. International Conference on Robotics and Automation 2002, pp.3024–3029, 2002.
- [10] A. Brooks and S. Williams: “Tracking people with networks of heterogeneous sensors,” Proc. Australasian Conference on Robotics and Automation 2003, 2003.
- [11] M.P. Michalowski and R. Simmons: Multimodal person tracking and attention classification. Proc. HRI’06, 2006.
- [12] J. Blanco, W. Burgard, R. Sanz and J.L. Fernandez: “Fast face detection for mobile robots by integrating laser range data with vision,” Proc. the International Conference on Advanced Robotics, pp.953–958, 2003.
- [13] Z. Byers, M. Dixon, K. Goodier, C.M. Grimm and W.D. Smart: “An autonomous robot photographer,” Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.1347–1352, 2003.
- [14] M. Scheutz, J. McRaven and Gy. Cserey: “Fast, reliable, adaptive bimodal people tracking for indoor environments,” Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), pp.1347–1352, 2004.
- [15] B. Kluge, C. Kohler and E. Prassler: “Fast and robust tracking of multiple moving objects with a laser range finder,” Proc. International Conference on Robotics and Automation 2001, pp.1683–1688, 2001.
- [16] M. Montemerlo, S. Thrun and W. Whittaker: “Conditional particle filters for simultaneous mobile robot localization and people-tracking,” Proc. International Conference on Robotics and Automation 2002, pp.695–701, 2002.
- [17] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox and A.B. Cremers: “Tracking multiple moving objects with a mobile robot,” 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, p.371, 2001.
- [18] D. Schulz, W. Burgard, D. Fox and A.B. Cremers: “Tracking multiple moving targets with a mobile robot using particle filters and statistical data association,” Proc. International Conference on Robotics and Automation 2001, pp.1665–1670, 2001.
- [19] M. Kobilarov, J. Hyams, P. Batavia and G.S. Sukhatme: “People tracking and following with mobile robot using an omnidirectional camera and a laser,” Proc. International Conference on Robotics and Automation 2006, 2006.
- [20] S. Osher and J.A. Sethian: “Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithm based on hamilton-jacobi formation,” Journal of Computational Physics, vol.79, pp.12–49, 1988.

- [21] J. Sethian: Level Set Methods, 1st ed. Cambridge University Press, 1996.
- [22] Y. Iwashita, R. Kurazume, K. Hara and T. Hasegawa: "Robust motion capture system against target occlusion using fast level set method," Proc. IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.168–174, 2006.
- [23] S. Arulampalam, S. Maskell, N. Gordon and T. Clapp: "A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-gaussian bayesian tracking," IEEE Transactions on Signal Processing, vol.50, no.2, pp.174–188, 2002.
- [24] W.R. Gilks and C. Berzuini: "Following a moving target — monte carlo inference for dynamic bayesian models," Journal of the Royal Statistical Society Series B, vol.63, pp.127–146, 2001.
- [25] N. Oudjane, C. Musso and F. Legland: "Improving regularised particle filters," A. Doucet, N. De Freitas and N. Gordon, editors, Sequential Monte Carlo Methods in Practice. pp.247–271, Springer, 2001.
- [26] C. Hue, J.P. Le Cadre and P. Perez: "Tracking multiple objects with particle filtering," IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, vol.38, no.3, pp.791–812, 2002.
- [27] J. Vermaak, A. Doucet and P. Perez: "Maintaining multimodality through mixture tracking," Proc. the International Conference on Computer Vision, pp.1110–1116, 2003.
- [28] K. Okuma, A. Taleghani, N. de Freitas, J.J. Little and D.G. Lowe: "A boosted particle filter: multitarget detection and tracking," European Conference on Computer Vision, pp.28–39, 2004.
- [29] P. Viola and M. Jones: "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features," Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.905–910, 2001.
- [30] 坂東誉司, 柴田智広, 清水幹郎, 石井信: "階層的パーティクルフィルタのための適応的サンプリング分布推定とその剛体の実時間姿勢推定への応用", 電子情報通信学会技術研究報告, NC, ニューロコンピュータティング, vol.105, no.657, pp.79–84, 2006.
- [31] C. Yang, R. Duraiswami and L. Davis: "Fast multiple object tracking via a hierarchical particle filter," International Conference on Computer Vision, pp.212–219, 2005.

付録 A. パーティクルフィルタ

パーティクルフィルタとは, 対象の状態をセンサ観測値に対する事後確率分布として推定する時系列ベイズフィルタの一例であり, 事後確率分布を多数の粒子 (パーティクル) の分布から推定する手法である.

付録 A.1 時系列ベイズフィルタ

$X = \{x_s\}$ ($s = 1 \sim M$, M はターゲットの数) を同時確率分布 $P(X)$ に従う確率変数とする. Z^t を時刻 ($0 \sim t$) までの観測結果, Z_t を時刻 t での観測結果とすると, それぞれの観測が独立の場合, ベイズの定理より,

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t)P(X_t) \quad (\text{A.1})$$

が成り立つ. ただし $P(X_t|Z^t)$ は事後確率, $P(Z_t | X_t)$ は観測モデル, $P(X_t)$ は事前確率である. ここで状態推移にマルコフ性を仮定し, 事前確率 $P(X_t)$ を運動モデル $P(X_t | X_{t-1})$ と前時刻での事後確率 $P(X_{t-1} | Z^{t-1})$ を用いて,

$$P(X_t) = \int P(X_t | X_{t-1})P(X_{t-1} | Z^{t-1})dX_{t-1} \quad (\text{A.2})$$

と表す. これを式 (A.1) に代入すると,

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t) \int P(X_t | X_{t-1}) \cdot P(X_{t-1} | Z^{t-1})dX_{t-1} \quad (\text{A.3})$$

が得られる.

付録 A.2 SIR パーティクルフィルタ

最も一般的なパーティクルフィルタである SIR (Sequential Importance Resampling) パーティクルフィルタの実装手順を示す.

まず時刻 $t-1$ での事後確率 $P(X_{t-1} | Z^{t-1})$ を R 個の粒子で表現する. ただし, 各粒子は自身の状態 $X_{t-1}^{(r)}$ ($r = 1 \sim R$) とその生起確率を表すウエイト $\pi_{t-1}^{(r)}$ を有する. これにより, 式 (A.3) の積分は, 各粒子の生起確率の和として以下のように書かれる.

$$P(X_t|Z^t) = cP(Z_t | X_t) \sum_r P(X_t | X_{t-1}^{(r)})\pi_{t-1}^{(r)} \quad (\text{A.4})$$

Importance Sampling/Resampling に基づく通常のパーティクルフィルタでは,

$$P(X_t | X_{t-1}^{(r)})\pi_{t-1}^{(r)}$$

として得られる R 個の粒子から, その生起確率 $\pi_{t-1}^{(r)}$ に応じて新たな粒子 $X_t^{(r')}$ を生成する. また同時に, 新たな生起確率 $\pi_t^{(r')}$ を

$$\pi_t^{(r')} = P(Z_t | X_t^{(r')}) \quad (\text{A.5})$$

と求め, これを繰り返すことで $P(X_t | Z^t)$ を推定する.

付録 A.3 MCMC パーティクルフィルタ [2] [3]

付録 A.3.1 Markov Chain Sampling

Markov Chain Sampling とは, ある確率分布 $P(X)$ に従うサンプル X_i ($i = 1 \sim N$) を生成する方法である. Metropolis-Hastings を用いた Markov Chain Sampling の手順を示す.

- (1) まず適当な密度関数 Q を決める.
- (2) 初期サンプル X_i^0 を適当に決める.
- (3) $Q(X_i', X_i^t)$ に従って X_i^t を遷移させ, 候補 X_i' を計算する.
- (4) 確率 α で $X_i^{t+1} = X_i'$ と遷移する. ただし

$$\alpha = \begin{cases} \min \left(\frac{P(X_i') \cdot Q(X_i^t, X_i')}{P(X_i^t) \cdot Q(X_i', X_i^t)}, 1 \right) & \text{if } P(X_i^t) \cdot Q(X_i', X_i^t) > 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (\text{A.6})$$

である. 特に Q が対称の場合には, α は

$$\alpha = \frac{P(X_i')}{P(X_i^t)} \quad (\text{A.7})$$

とより簡単に計算できる.

MCMC (Markov Chain Monte Carlo) は, この Markov Chain Sampling を用いて Monte Carlo 積分を行う手法である.

付録 A.3.2 MCMC パーティクルフィルタ

MCMC パーティクルフィルタでは, 通常のパーティクルフィルタにおける Importance Sampling/Resampling の代わりに, 上述の Metropolis-Hastings を用いた MCMC を用いる. すな

わち、各粒子の持つ生起確率 $\pi_{t-1}^{(r)}$ とは無関係にすべての粒子を一様にサンプリングし、それぞれの粒子 i に対して上述の Metropolis-Hastings を適用して新たな粒子を生成する。詳細

は文献 [2] [3] を、具体的な実装法については 4.3.2 項を参照されたい。



倉爪 亮 (Ryo Kurazume)

1991 年東京工業大学機械物理工学専攻修士課程修了。同年 (株) 富士通研究所入社。1995 年東京工業大学機械宇宙学科助手。2000 年スタンフォード大客員研究員。同年東京大学生産技術研究所博士研究員。2002 年九州大学システム情報科学研究院助教授。2007 年より同教授。現在に至る。群ロボット、歩行機械、レーザ計測の研究に従事。博士 (工学)。

(日本ロボット学会正会員)



曾我部光司 (Koji Sokabe)

現在九州大学大学院システム情報科学府情報知能工学専攻修士課程在学中。レーザ計測の研究に従事。

(日本ロボット学会学生会員)



岩下友美 (Yumi Iwashita)

2007 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻博士課程修了。日本学術振興会特別研究員。Imperial College London 客員研究員を経て、同年より九州大学大学院システム情報科学研究院助教。現在に至る。コンピュータビジョンの研究に従事。博士 (工学)。(日本ロボット学会正会員)



山田弘幸 (Hiroyuki Yamada)

2006 年国立佐世保工業高等専門学校専攻科電気電子工学専攻修了。2008 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻修士課程修了。現在、株式会社日立製作所機械研究所勤務。

(日本ロボット学会正会員)



村上剛司 (Kouji Murakami)

2004 年九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻博士課程修了。同年より九州大学大学院システム情報科学研究院助手。2007 年より助教。現在に至る。多関節多指ハンド、触覚センシング、環境情報構造化の研究に従事。博士 (工学)。

(日本ロボット学会正会員)



長谷川勉 (Tsutomu Hasegawa)

1973 年東京工業大学電子物理工学科卒業。同年電子技術総合研究所勤務。1992 年より九州大学工学部情報工学科教授。現在同大学大学院システム情報科学研究院教授。知能ロボットの研究に従事。工学博士。計測自動制御学会、電気学会、日本機械学会などの会員。

(日本ロボット学会正会員)