

SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた カメラとレーザレンジファインダによる複数移動体の同時追跡*

山田 弘幸^{*1}, 倉爪 亮^{*2}, 村上 剛司^{*2}, 長谷川 勉^{*2}

Multiple Target Tracking Using SIR/MCMC Particle Filters by Cameras and Laser Range Finders

Hiroyuki YAMADA^{*3}, Ryo KURAZUME^{*4}, Kouji MURAKAMI^{*4} and Tsutomu Hasegawa^{*4},

^{*3} Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
744 Motooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

^{*4} Graduate Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
744 Motooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

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. Simultaneous tracking experiments for multiple moving targets are successfully carried out and it is verified that the SIR/MCMC 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 : Target tracking, Laser range finder, Sensor fusion, Particle filter, Level set method

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、そして実行まで全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あらかじめ情報を取得、管理することで、ロボットは自らセンシングしなくとも必要な情報を環境側から得られるようになり、他の必要な処理に計算機資源を費やすことができる。本研究はこの考えに立ち、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の位置を追跡するシステムを構築する。

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よく用いられ、高い精度で追跡できることが報告されてい

る [2]。そこで本研究では、これまで開発した Level Set Tracking と、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、各センサ特有のノイズに対する頑健性の高い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、モデル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、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、粒子が全く集まらない対象は追跡を見逃してしまうという問題 (Degeneracy problem) がある。この問題を解決するため、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 [3]) (付録参照) を結合し、複数移動体を頑健に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 [2,4-8] と、移動ロボットに搭載したシステム [9-13] 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

* 原稿受付 2008 年 1 月 17 日

^{*1} 九州大学システム情報科学府 (〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地)

^{*2} 九州大学システム情報科学研究所 (〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地)

Email: hiroyuki@irvs.is.kyushu-u.ac.jp



Fig. 1 Level Set Tracking

者の追跡には、中村らによる一連の研究 [2,4] 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 [2]。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時には 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 [4]。この他にも、Occupancy Grid を用いた手法 [5]、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 [6]、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 [7]、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 [8] などが提案されている。

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 [9]、パーティクルフィルタを用いた歩行者の追跡 [10,11]、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 [13] 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密に融合した例は少ない。

3. Level Set Tracking

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 1 つである Level Set Method を適用し、ノイズや重なり頑強に領域を追跡する手法である。図 1 に複数人体を追跡している様子を示す。

Osher, Sethian ら [14,15] によって提案された Level

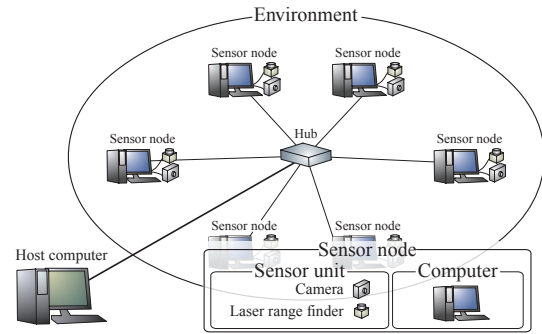


Fig. 2 Tracking system using multiple sensor units

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 3 次元モーションキャプチャシステム [16] などを提案してきた。

図 1 の例は、FLSM を 2 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 320x240pixel, 30Hz、使用した計算機が Pentium IV, 2GHz の時、FLSM の処理は約 60Hz で実行されている。この例では、当初 2 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 1 つの閉曲面に統合され、次の時刻で再度 2 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に対応できていることがわかる。

4. 移動体追跡システム

上述した Level Set Tracking により、2 次元画像上では移動体領域をノイズや重なり頑強に追跡できる。しかし、2 次元画像から移動体の 3 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、2 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。そこで、上述した 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レンジデータをパーティクルフィルタの枠組みで統合することで、交差時の位置関係を正確に推定しつつ頑強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 図 2 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を 1 つのセンサユニットとし、これが 1 台のコンピュー

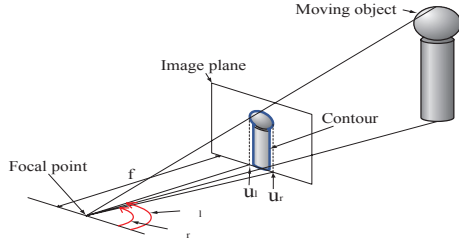


Fig. 3 Existing region of target

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，1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 移動体追跡処理 本システムでは，上述したLevel Set Trackingによる移動体の追跡結果と異種複数のレーザレンジファインダからのレンジデータを，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確率的に統合する．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を用いる場合，追跡対象が一つの時は真値（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良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すことがある．これは，全対象へ粒子が均等に収束せず，いくつかの対象にだけ粒子が集中しやすいというSIRパーティクルフィルタの性質による．一方，MCMCパーティクルフィルタ[3]は基本的に一様なランダムサンプリングであり，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，全対象へ均等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，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同時に使い，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パーティクル）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．ただし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であり，また処理時間の短縮のために，各粒子の保持する状態変数は1つの移動体の状態（位置，速度）のみとしている．

パーティクルフィルタを複数対象へ適応させる手法の一つとして，Mixture Particle Filter [17]がある．この手法は，対象毎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平行して動作するもの

である．しかし対象の出現，消失時に特別な処理が必要となり，また対象が一度接近してから離れる場合に複数のパーティクルフィルタが同じ対象に集まり，他の対象を見逃してしまうなどの問題がある．一方，提案する2つのパーティクルフィルタを用いる手法は，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る．以下，移動体追跡の流れをセンサ端末，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レンジデータ $Z_s^i = \{z_{s1}, \dots, z_{sM}\}$ 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 は世界座標系でのレンジデータである．

静的環境情報取得後，移動体検出を行う．移動体検出は次の2つの方法で行われる．

- 時刻 t におけるカメラ画像 $I_s^i(u, v)$ 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により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（図3）．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．
- 時刻 t におけるレーザレンジファインダからのレンジデータ Z_t^i を取得し， Z_t^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2つのタスクは各センサ端末で独立に繰り返して実行され，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， $\Theta_t^i, \tilde{Z}_t^i$ 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 2 種類のパーティクルフィルタ (SIR パーティクルフィルタ, 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.

4.3 2 種類のパーティクルフィルタによる移動体位置推定 本節では, 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 での移動体の位置が \mathbf{x}_t である事象を X_t とすると, 観測値 Θ_t, \tilde{Z}_t を得た時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 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, $\mathbf{x}_i^{(n)}$ は位置ベクトル, $\mathbf{v}_i^{(n)}$ は速度ベクトル, $w_i^{(n)}$ は重みを表す.
2. 粒子遷移: N 個の粒子に対して動作モデル $p(X_t|X_{t-1})$ を適用し, 粒子を遷移させる. 動作モデルには, 次式を用いる.

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

ただし, T_s はサンプリング周期である.

3. 尤度計算: N 個の粒子それぞれに対して, 尤度 $p(\Theta, \tilde{Z}|X_t)$ を次式にて計算する.

$$p(\Theta, \tilde{Z}|X_t) = p(\Theta|X_t)p(\tilde{Z}|X_t) \quad (3)$$

ただし,

$$p(\Theta|X_t) = f(\mathbf{x}_t^{(n)}) \quad (4)$$

$$p(\tilde{Z}|X_t) = \exp(-d^2/2\sigma_s^2)/\sqrt{2\pi}\sigma_s \quad (5)$$

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

$$d(\tilde{Z}_t) = \min_i \|\mathbf{x}_t^{(n)} - z_{ii}\| \quad (6)$$

である, また $f(\mathbf{x}_t^{(n)})$ は $\mathbf{x}_t^{(n)}$ 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 S , ($0 \leq S \leq 1$) を, 存在しない場合には $1-S$ を与える関数である.

4. 重み計算: N 個の粒子に対して, 重み $w_t^{(n)}$ を次式にて計算する.

$$w_t^{(n)} = p(\Theta, \tilde{Z}|X_t) \quad (7)$$

また, 全ての粒子の重みの和 $w_t^{(all)} = \sum_{n=0}^N w_t^{(n)}$ を求める.

5. リサンプリング: NP 個 ($0 < P < 1$) の粒子 $s_t^{(n)}$ 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 $s_{t+1}^{(n)}$ を発生させる. $N(1-P)$ 個の粒子は, 後述する MCMC で得られた移動体の推定位置周辺にランダムに発生させる (図 4).

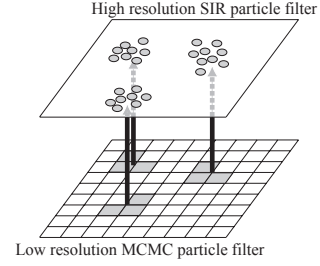


Fig. 4 SIR/MCMC particle filter

6. 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 $s_{t+1}^{(n)}$ をクラスタリングし, クラスタ毎に粒子の重み付き平均をとることで, 移動体位置 \mathbf{x}_{t+1} 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. よって, 以下に (5) リサンプリング処理のみ記す.

5. リサンプリング: 粒子 $s_t^{(n)}$ における $\mathbf{x}_t^{(n)}, \mathbf{v}_t^{(n)}$ 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 $\mathbf{x}_t^{(n)'}, \mathbf{v}_t^{(n)'}$ 及び次状態候補での尤度 $w_t^{(n)'}$ を計算する. 次に $w_t^{(n)'}/w_t^{(n)}$ に対して Metropolis-Hastings を適用し新たな粒子 $s_{t+1}^{(n)}$ を決定する. これを一定回数繰り返すことによって粒子を収束させる.

5. 実験

これまで, カメラとレーザレンジファインダの統合によるジャンプエッジ近傍のノイズ除去 [18] を確認している. 本章では, シミュレーション及び実機実験により提案手法の有効性検証実験を行った結果を示す. なお, 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対象空間を一辺 200mm 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 3.0GHz, ホストコンピュータに Core2 2.4GHz 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 [17], 提案する SIR/MCMC 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.

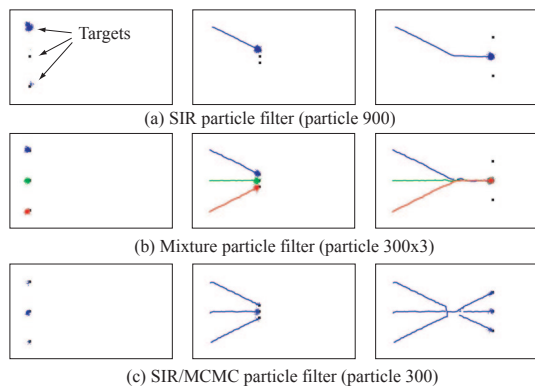


Fig. 5 Simulation results

実験は、3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。粒子数は、SIRパーティクルフィルタが900、Mixtureパーティクルフィルタが300が3つで計900、SIR/MCMCパーティクルフィルタがSIRに300、MCMCに300の計600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。SIRパーティクルフィルタ、SIR/MCMCパーティクルフィルタは、移動体の移動開始位置は全く未知とした。

実験結果を図5に示す。通常のSIRパーティクルフィルタでは追跡開始直後から1つの対象に全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1つの対象のみを追跡している。一方提案したSIR/MCMCパーティクルフィルタは、最も粒子数が少ないにも関わらず、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わかる。

5.2 移動体追跡精度の検証 提案手法による追跡精度を検証するため、実際に $7[m] \times 5[m]$ の対象空間に4つのセンサ端末(Point Grey社製Dragonfly2x4, Sick社製LMS200x2, 北陽電機社製URG04LXx2)を配置し、追跡実験を行った。粒子数はSIRパーティクルフィルタが2000、MCMCパーティクルフィルタが1000である。実験では一つの移動体に対して提案手法により位置計測を行い、同時にトプコン社製トータルステーションGTS-825Aにより移動体上のプリズムを自動追尾して、位置を計測した。図6にトータルステーション及び提案手法による追跡結果を示す。両者の差は平均 $86.9[mm]$ 、標準偏差 $59.7[mm]$ であった。

5.3 複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4つのセ

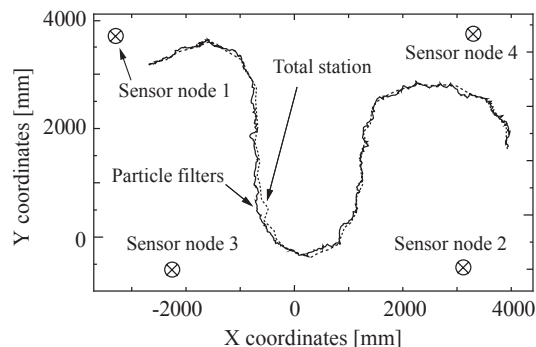


Fig. 6 Accuracy validation

ンサ端末(Dragonfly2x4, LMS200x4)によって最大11人の歩行者を同時追跡した。ただし粒子数はSIRパーティクルフィルタが2000、MCMCパーティクルフィルタが1000である。図7に追跡結果の軌跡の一部を、図8に実験中の歩行者の様子(左)と追跡結果(右)を示す。全ての歩行者を測定範囲内において出現から消失まで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。

5.4 接近分離への対応 3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6000、Mixtureパーティクルフィルタが2000が3つで6000、SIR/MCMCパーティクルフィルタがSIR粒子2000とMCMC粒子1000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。

図9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、3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時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い、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わかる。

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、ノイズや重なり頑健に追跡

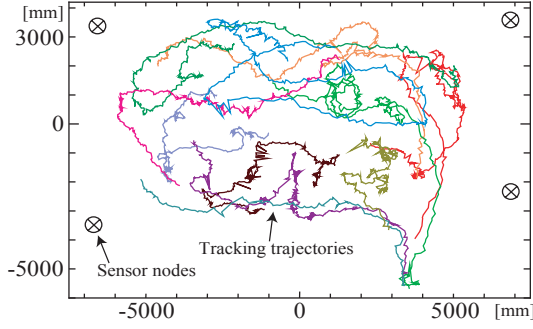


Fig. 7 Paths of 11 targets

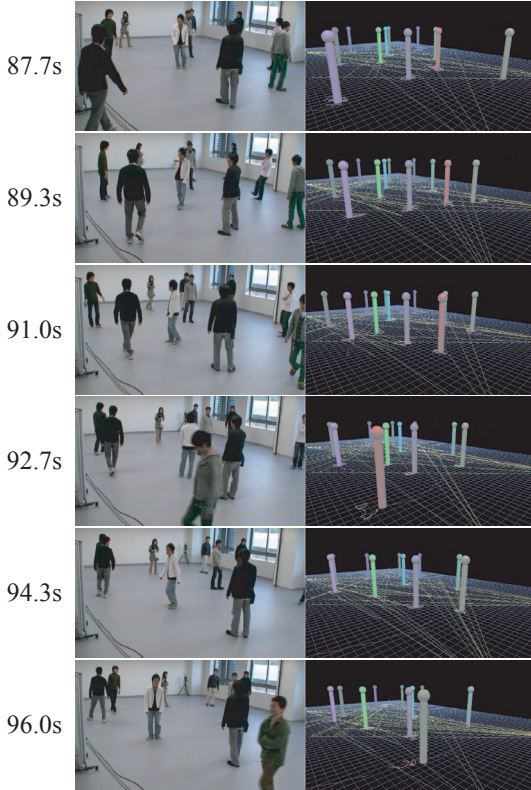


Fig. 8 Tracking results of 11 targets by SIR/MCMC particle filters

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と実システムを用いた実験により確認した．

謝辞 本研究の一部は，文部科学省科研費補助金基盤B「ロボット群と環境固定センサ群の相互支援による人間・ロボット共生環境の情報構造化(18360124)」および「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．

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による観測値に対する事後確率分布として，多数の粒子

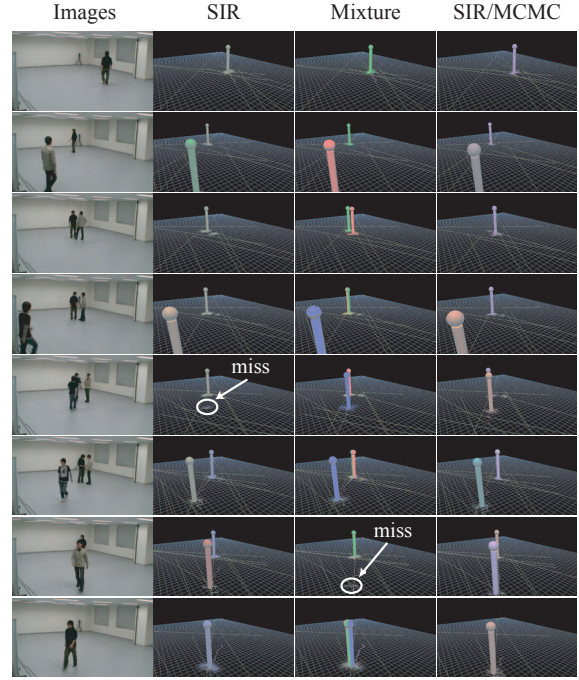


Fig. 9 Experimental results of SIR, Mixture and SIR/MCMC particle filters

(パーティクル)の分布から推定する手法である．

$X = \{x_s\}$ ($s = 1 \sim M$, 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，

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

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，

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

と表す．これを式 (A.1) に代入すると，

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

が得られる．

A.1 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 個のパーティクルで表現する．ただし，各パーティクルは自身の状態 $X_{t-1}^{(r)}$ ($r = 1 \sim R$) とその生起確率を表すウェイト $\pi_{t-1}^{(r)}$ を有する．これにより，式 (A.3) の積分は，各パーティクルの生起確率の和として以下のように書かれる．

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

Important Sampling 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。

A.2 MCMC パーティクルフィルタ [3]

A.2.1 MCMC (Markov Chain Monte Carlo)

MCMC (Markov Chain Monte Carlo) 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 MCMC の手順を示す。

1. まず適当な推移行列 Q を決める。
2. 初期サンプル X_i^0 を適当に決める。
3. $Q(X_i^t, X_i^t)$ に従って X_i^t を遷移させ、候補 X_i^t を計算する。
4. 確率 α で $X_i^{t+1} = X_i^t$ と遷移する。ただし

$$\alpha = \frac{P(X_i^t) \cdot Q(X_i^t, X_i^t)}{P(X_i^t) \cdot Q(X_i^t, X_i^t)} \quad (\text{A.6})$$

である。特に Q が対称の場合には、 α は

$$\alpha = \frac{P(X_i^t)}{P(X_i^t)} \quad (\text{A.7})$$

とより簡単に計算できる。

A.2.2 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 Important Sampling 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 $\pi_{t-1}^{(r)}$ とは無関係に全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。

文 献

- (1) R. Kurazume, S. Yui, T. Tsuji, Y. Iwashita, K. Hara and T. Hasegawa: "Fast level set method and realtime tracking of moving objects in a sequence of images", *Journal of IPSJ*, **44**, 8, pp. 2244–2254 (2003).
- (2) K. NAKAMURA, H. ZHAO, R. SHIBASAKI, K. SAKAMOTO, T. OHGA and N. SUZUKAWA: "Tracking pedestrians using multiple single-row laser range scanners and its reliability evaluation", *Journal of IEICE D-II*, **J88-D-II**, 7, pp. 1143–1152 (2005).
- (3) 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*, **27**, 11, pp. 1805–1918 (2005).
- (4) K. NAKAMURA, H. ZHAO and R. SHIBASAKI: "Tracking pedestrians using laser scanners and image sensors", 11th Symposium on Sensing via Image Information, pp. 177–180 (2005).
- (5) E. Prassler, J. Scholz and A. Elfes: "Tracking people in a railway station during rush hour", In H.I.Christensen, editor, *Proc. Computer Vision Systems, First International Conference, ICVS '99*, pp. 162–179 (1999).
- (6) 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).
- (7) A. Brooks and S. Williams: "Tracking people with networks of heterogeneous sensors", *Proc. Australasian Conference on Robotics and Automation 2003* (2003).
- (8) M. P. Michalowski and R. Simmons: "Multimodal person tracking and attention classification", *Proc. HRI '06* (2006).
- (9) 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).
- (10) 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).
- (11) 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).
- (12) M. Lindstom and J.-O. Eklundh: "Detecting and tracking moving objects from a mobile platform using a laser range scanner", In. *Proc. of the IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (2001).
- (13) 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).
- (14) S. Osher and J. A. Sethian: "Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithm based on hamilton-javobi formation", *Journal of Computational Physics*, **79**, pp. 12–49 (1988).
- (15) J. Sethian: "Level Set Methods, 1st ed.", Cambridge University Press, New York (1996).
- (16) 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 on Robotics and Automation*, pp. 168–174 (2006).
- (17) J. Vermaak, A. Doucet and P. Perez: "Maintaining multimodality through mixture tracking", *IEEE International Conference on Computer Vision* (2003).
- (18) H. Yamada, R. Kurazume, K. Murakami and T. Hasegawa: "Pedestrian tracking using level set tracking by multiple cameras and laser range finders", 12th Robotics Symposia, pp. 298–304 (2007).