

SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた 複数カメラとレーザレンジファインダによる移動体のトラッキング

山田 弘幸[†] 倉爪 亮[†] 村上 剛司[†] 長谷川 勉[†]

[†]九州大学

〒 819-0395 福岡県福岡市西区元岡 744 番地

あらまし 環境に分散配置されたカメラやレーザレンジファインダ, IC タグなど様々なセンサ情報を元に, タウンマネジメントシステムが人間やロボットの動作や状態を一元管理し, ロボットの適切な行動を支援するロボットタウンプロジェクトについて研究を行っている. 本プロジェクトにおいて, 環境内の人間やロボットの動きを正確にトラッキングする技術は特に重要な検討課題である. 本報告では, これまで我々が開発したビデオカメラを用いた Level Set Tracking と, 環境に置かれた複数異種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 (SIR パーティクルフィルタ, MCMC パーティクルフィルタ) を用いて統合することにより, 複数の移動物体の位置関係を正確に推定しつつ, ノイズや重なりに頑強に対象追跡を行うシステムを提案する.

キーワード レーザレンジファインダ, センサフュージョン, パーティクルフィルタ, Level Set Method, MCMC

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

Hiroyuki YAMADA[†], Ryo KURAZUME[†], Kouji MURAKAMI[†], and Tsutomu HASEGAWA[†]

[†] Kyushu University

744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka 819-0395 Japan

Abstract 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 describes a tracking system of multiple moving objects using Level Set Tracking and multiple heterogeneous laser range finders developed in the project. Level Set Tracking is a method that enables to track multiple targets on 2D images robustly and simultaneously in real time even if the targets are overlapped each other. Meanwhile, multiple laser range finders can acquire precise 3D range data of moving objects. This paper proposes the combined system of these techniques using two kinds of particle filters with different resolution, SIR particle filter and MCMC particle filter, for tracking multiple targets precisely and robustly against occlusion.

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は飛躍的に増加することが見込まれる. 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. そこで環境側をあらかじめできる限り構造化することを考え, 例えば何らかのマネジメントシステムが情報を一元管理し, ロボットは構造化された環境に対しては自らセンシングすることなく, 代わりにマネジメントシステムから必要な情報を即座に得ることができれば, 個々のロボットの能力はそれほど高機能

でなくとも, 実世界で利用できるシステムが構築できる.

我々はこの考えに立ち, 現在「ロボットタウンの実証的研究」プロジェクトを推進している. これはロボットの使用環境に分散配置された様々なセンサにより, 環境をあらかじめ計測, 構造化し, タウンマネジメントシステムと呼ばれるデータベースで一元管理することで, ロボットの適切な行動を支援し, 人間と共生できるロボットシステムを構築しようという試みである.

本プロジェクトの開発目標はセンサデバイスの開発からタウンマネジメントシステムの設計まで多岐に渡るが, 中でも環境内の人間やロボットの動きを正確にトラッキングし, 必要に応じて現在位置を通知するシステムの開発は重要な研究課題の一つである. そこで本論文では, このプロジェクトの一環として

開発中の、複数レーザレンジファインダとビデオカメラを組み合わせた、重なりやノイズに頑健な複数移動体の同時追跡システムについて報告する。

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、平面スキャン型レーザレンジファインダが安価に市販され、環境中にセンサを分散配置するロボットタウンにおいても、レーザレンジファインダを環境固定センサの一つとして用いることが可能となってきている。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することで、各センサ特有のノイズに対して頑健に対象追跡を行なう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し、さらに複数移動体の同時追跡性能を向上させるため、空間解像度の異なる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]) (付録参照) を用いることで、ノイズや重なりに頑健に複数移動体を同時追跡するシステムを提案する。

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[3][4][5][6][7][8]と、移動ロボットに搭載したシステム[9][10][11][12][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者の追跡には、中村らによる一連の研究[3][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[3]。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



図1 Level Set Tracking

Fig. 1 Level set tracking

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、ノイズや重なりに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 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柔軟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に頑健に追跡できる。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。平面スキャン型レーザレンジファインダとは、一軸の回転ミラーによりレーザ光を照射しながらス

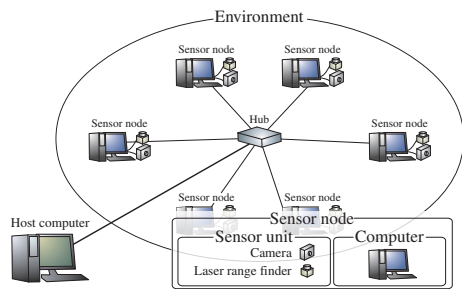


図2 多数のセンサ端末からなる移動体追跡システム

Fig. 2 Tracking system using multiple sensor units

キャンし、一般にはレーザ光の伝播時間から距離を計測するものである。例えば、水平方向をスキャンするレーザレンジファインダからは、2次元平面内の対象物体までの距離情報（レンジデータ）が得られる。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健に対象追跡を行うシステムを構築する。以下、提案する移動体追跡システムについて述べる。

4.1 システム構成

図2に Level Set Tracking とレーザレンジファインダの情報を統合し移動体追跡を行う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 [2] は基本的に均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用い、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

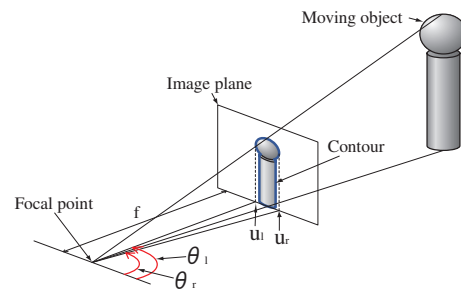


図3 移動体の存在範囲

Fig. 3 Existing region of target

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。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。

静的環境情報を取得後、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 $I_t^i(u, v)$ 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 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_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2つのタスクは各センサ端末で独立に繰り返し実行され、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、 $\Theta_t^i, \tilde{Z}_t^i$ 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) $\Theta_t, \tilde{Z}_t$ 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 $\Theta_t, \tilde{Z}_t$ 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 $\Theta, \tilde{Z}$ はそれぞれ観測値 $\Theta_t, \tilde{Z}_t$ 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, $\mathbf{x}_t^{(n)}$ 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.

(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,

$$d(Z_t) = \min_i \|\mathbf{x}_t^{(n)} - \mathbf{z}_{ti}\| \quad (6)$$

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. ただし, $N(1-P)$ 個の粒子は, 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.

(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: まず, NP 個 ($0 < P < 1$) の粒子 $s_t^{(n)}$ 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. $N(1-P)$ 個の粒子は初期粒子と同じようにランダムに発生させる. これは, 新たな移動体の検出を可能にするためである.

5. 複数移動体の同時追跡実験

本章では, 複数移動体の同時追跡実験により提案システムの有効性を確認する. 実験は, 2種類のパーティクルフィルタを用いることによる追跡結果の向上を示すため, (1)SIR パーティクルフィルタのみによる追跡, (2)SIR/MCMC パーティクルフィルタによる追跡 (提案システム) の2つを行った. センサ端末に用いたコンピュータは PentiumD 3.0GHz, ホストコンピュータは Celeron 2.8GHz である. 実験にはセンサ端末を4つ用い, ビデオカメラには 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, 北陽電機社製 URG04LX を2台使用した. また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 ($8m \times 10m$) を一辺 200mm ずつ格子状に区切った領域とした. なお予備実験の結果, レーザレンジファインダは特にジャンプエッジの近傍で距離データが不安定になり, 環境を移動体と誤認識する場合があったが, カメラと統合することでこれらのノイズが除去でき, 安定性が向上することがわかった [17].

5.1 SIR パーティクルフィルタのみによる追跡

SIR パーティクルフィルタのみを用いる場合, 各処理ループ毎に新たに発生させる $N(1-P)$ 個の粒子は, 初期仮説と同様に空間に様にランダムに発生させた. 実験で用いた SIR パーティクルフィルタの粒子数 N は 2000, 再配分する割合 P は 0.2, 処理周期は 65[ms] である. 図4に実験結果を示す. 左図は移動体位置の推定結果であり, 移動体を円柱で, 粒子を点で表している. 右図は実際の移動体の様子を表す. 本実験のように移動体が複数存在する場合, SIR パーティクルフィルタは粒子が多数の移動体に集中しやすく, 他の移動体の追跡ができない場合が多く見られた. 例えば図4の左図に示すように, 赤色の矢印で示す先に円柱で表示された移動体以外の移動体が存在し, レンジデータ, およびカメラ画像も物体が存在することを示しているが, SIR パーティクルフィルタでは円柱近傍に粒子が集中し, この物体が検出できていない. 一方, 粒子数を 8000 とした場合, 同様の条件で4人の同時追跡に成功したが, 処理時間は 100[ms] となった [17].

5.2 SIR/MCMC パーティクルフィルタによる追跡

図5に SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた提案システムによる実験結果を示す. ただし MCMC パーティクルフィ

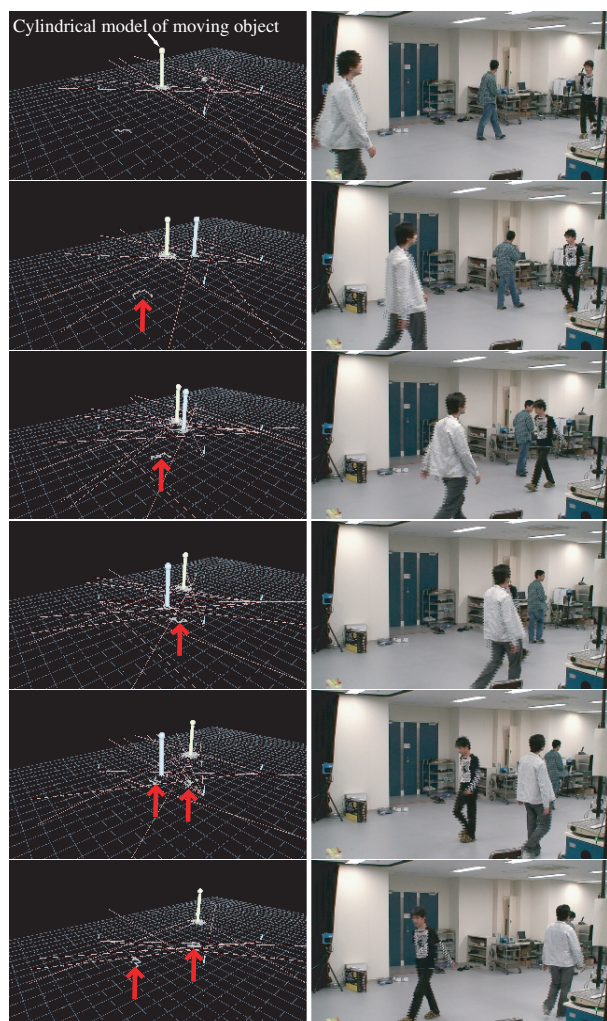


図4 SIR パーティクルフィルタのみを用いた場合
Fig.4 Results by SIR particle filter

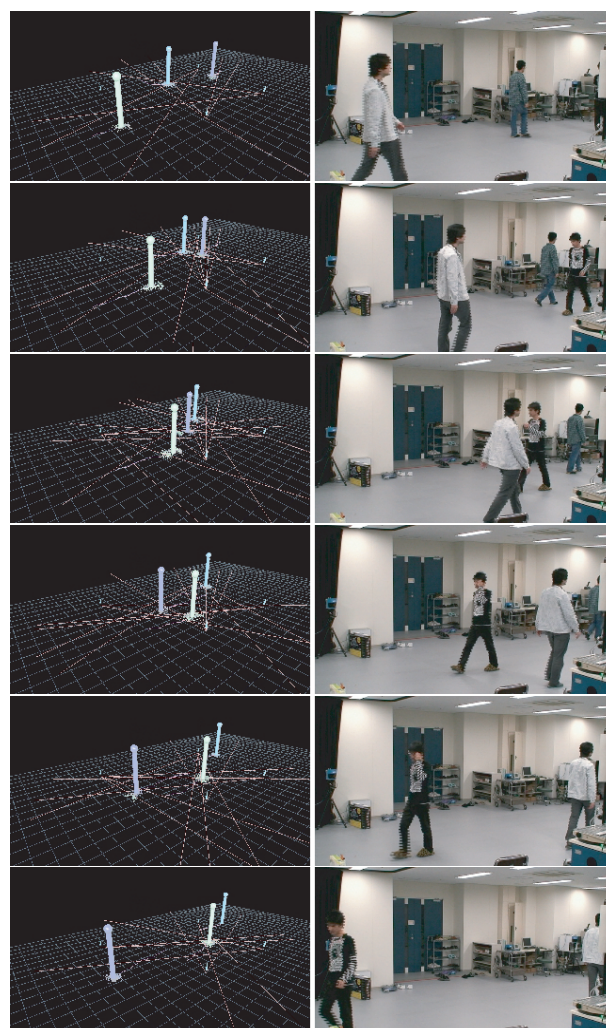


図5 SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた場合
Fig.5 Results by SIR and MCMC particle filters

ルタは、粒子数 N を 1000, 再配分する割合 P を 0.2 とし、処理周期は 65[ms] である。また、SIR パーティクルフィルタは前実験と同じである。SIR パーティクルフィルタのみの場合と比較して、全ての移動体に SIR パーティクルがほぼ均等に収束しており、複数物体の同時追跡が安定に行えることがわかる。

図 6 に追跡結果を示す。多くの実験の結果、提案した 2 種類の性質の異なるパーティクルフィルタを同時に用いることで、少ない粒子数でも安定した複数移動体の同時追跡が可能であることが確認できた。

6. ま と め

「ロボットタウンの実証的研究」の一環として、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複数移動体の同時追跡実験により確認した。

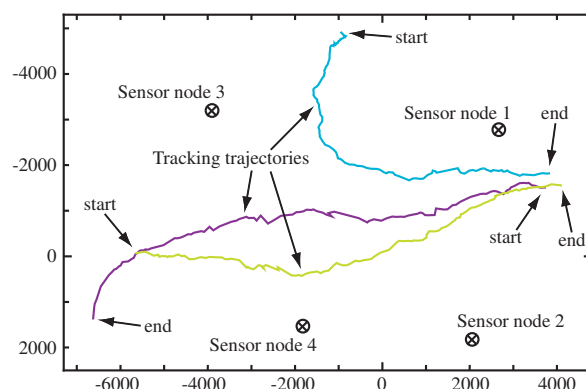


図6 追跡結果
Fig.6 Paths of pedestrians

付 録

1. 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 (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.

1.1 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エイト $\pi_{t-1}^{(r)}$ 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.

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

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

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

と求め, これを繰り返すことで $P(X_t | Z^t)$ を推定する.

1.2 MCMC パーティクルフィルタ [2]

1.2.1 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) $Q(X_i', X_i^t)$ 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

$$\alpha = \frac{P(X_i') \cdot Q(X_i', X_i^t)}{P(X_i^t) \cdot Q(X_i^t, X_i')} \quad (A.6)$$

である. 特に Q が対称の場合には, α は

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

とより簡単に計算できる.

1.2.2 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] 倉爪, 由井, 辻, 岩下, 原, 長谷川: “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, **44**, 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, **27**, 11, pp. 1805–1918 (2005).
- [3] 中村, 趙, 柴崎, 坂本, 大鋸, 鈴川: “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, **J88-D-II**, 7, pp. 1143–1152 (2005).
- [4] 中村, 趙, 柴崎: “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).
- [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] 山田, 倉爪, 村上, 長谷川: “Level Set Tracking を用いた複数レーザレンジファインダとカメラによる歩行者のトラッキング”, 第 12 回ロボティクスシンポジウム講演会予稿集, pp. 298–304 (2007).