

SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた カメラ・レーザセンサによる移動体追跡

山田 弘幸 (九州大学) 倉爪 亮 (九州大学) 村上 剛司 (九州大学) 長谷川 勉 (九州大学)

Target Tracking by Image and Laser Sensors Using SIR/MCMC Particle Filters

*Hiroyuki YAMADA (Kyushu University), Ryo KURAZUME (Kyushu University),
Kouji MURAKAMI (Kyushu University), Tsutomu HASEGAWA (Kyushu University)

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 heterogenous 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人間が共生する日常環境へと移行し、ロボットを取り巻く状況が複雑になるにつれて、ロボットが処理すべき情報量は飛躍的に増加する。しかし、この膨大な情報処理を全てロボット単体で行わせることは、搭載するセンサや計算機の能力から非現実的である。そこで、環境側が予めセンサ等を用いて様々な情報を取得、管理し、ロボットが自身で獲得する情報に加えて、環境側からも必要な情報を得ることができれば、高機能なロボットでなくとも実世界で使用できるシステムが構築できる。発表者らはこの考えに立ち、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。

このプロジェクトにおいて、環境内に分散配置されたセンサを用いて人間やロボットの動きを正確にトラッキングするシステムの開発は、重要な研究課題の一つである。移動体追跡は、これまでに主にビデオカメラを用いた様々な手法が提案されているが、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の小型化と低価格化が進み、これを用いた追跡システムの開発が活発になってきている [1] [2]。そこで、本研究では、このレーザレンジファインダによる追跡を、これまでに開発したビデオカメラによる追跡 [3] と統合し、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 [4]) (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. 移動体追跡システム

本システムでは、ビデオカメラによる移動体追跡システムとして Level Set Tracking [3] を用いる。本手法は、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が、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、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。

2.1 システム構成

Fig.1 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。

2.2 移動体追跡処理

本システムでは、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

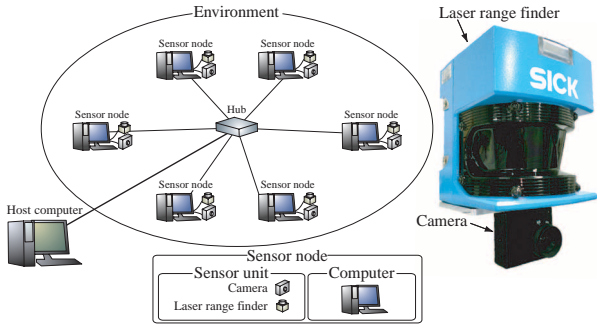


Fig.1 Tracking system using multiple sensor units

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，追跡対象が一つの場合は真値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，全対象へ粒子が均様に収束せず，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[4]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，全対象へ均様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．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．

2.2.1 センサ端末での処理

時刻 t におけるカメラ画像から背景差分によって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．また，移動体存在範囲の集合を $\Theta_t^i = \{\theta_{t1}, \theta_{t2}, \dots\}$ とする（添字 i は i 番目のセンサ端末の情報であることを示す）．

上記処理と同時に，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 $Z_t^i = \{z_1, \dots, z_M\}$ を取得し，予め取得しておいた背景レンジデータから一定距離離れたレンジポイントのみを抽出した \tilde{Z}_t^i を得る．

以上の処理はセンサ端末で行われ，取得した情報 ($\Theta_t^i, \tilde{Z}_t^i$) はホストコンピュータへ送信される．

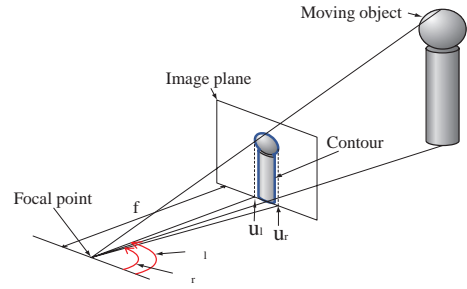


Fig.2 Existing region of target

2.2.2 ホストコンピュータでの処理

ホストコンピュータでは，全センサ端末の情報の集合 $\Theta_t = \{\Theta_t^i\}$ ， $\tilde{Z}_t = \{\tilde{Z}_t^i\}$ を求め，2種類のパーティクルフィルタによりセンサ情報の統合，および移動体の位置推定を行う．

2.3 2種類のパーティクルフィルタによる移動体位置推定

時刻 t での移動体の位置が 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．

2.3.1 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 $s_0^{(n)} = \{x_0^{(n)}, v_0^{(n)}, w_0^{(n)}\}$ を発生させる．ただし， $x_t^{(n)}$ は位置ベクトル， $v_t^{(n)}$ 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．

$$x_t^{(n)} = x_{t-1}^{(n)} + v_{t-1}^{(n)} T_s \quad (1)$$

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．

$$p(\Theta, \tilde{Z} | X_t) = p(\Theta | X_t) p(\tilde{Z} | X_t) \quad (2)$$

ただし，

$$p(\Theta | X_t) = f(x_t^{(n)}) \quad (3)$$

$$p(\tilde{Z} | X_t) = \exp(-d^2/2\sigma_s^2) / \sqrt{2\pi}\sigma_s \quad (4)$$

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

$$d(Z_t) = \min_i \| x_t^{(n)} - z_{ti} \| \quad (5)$$

である，また $f(x_t^{(n)})$ は $x_t^{(n)}$ 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．

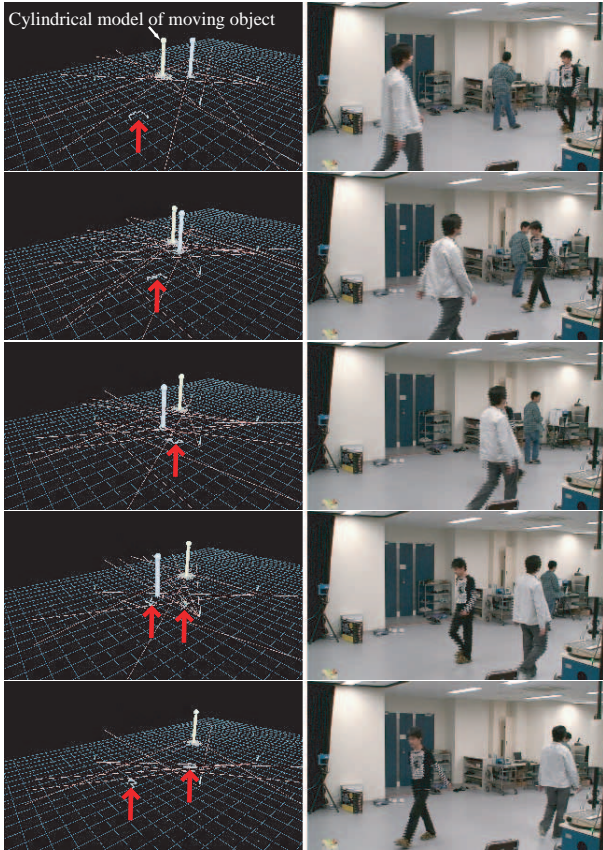


Fig.3 Results by SIR particle filter

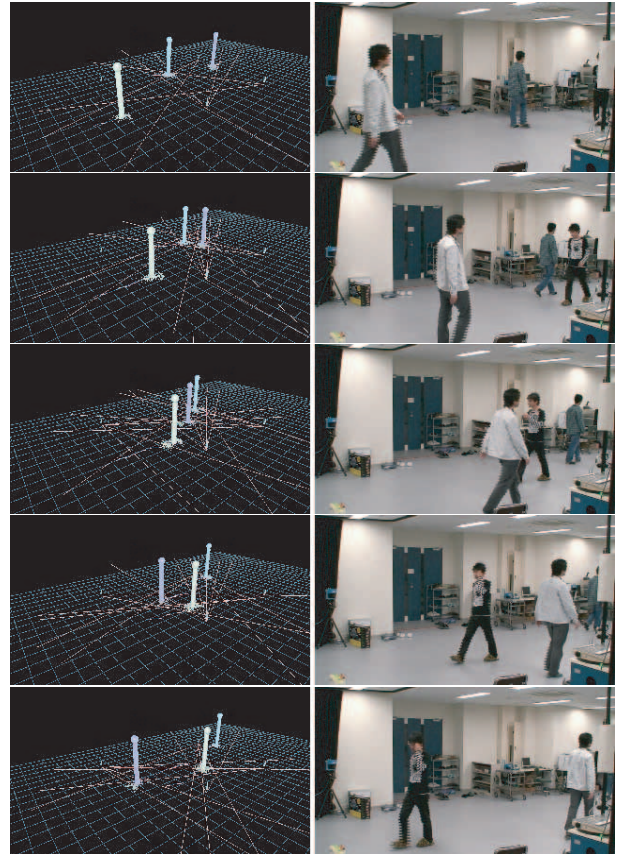


Fig.4 Results by SIR and MCMC particle filters

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.

$$w_t^{(n)} = p(\Theta, \tilde{Z} | X_t) \quad (6)$$

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 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.

2.3.2 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 $x_t^{(n)}$, $v_t^{(n)}$ 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 $x_t^{(n)'}$, $v_t^{(n)'}$ 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.

3. 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 つ使い, 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 [5].

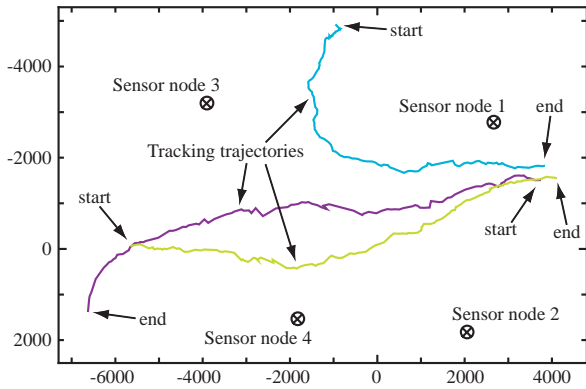


Fig.5 Paths of pedestrians

3.1 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一樣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。Fig.3 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う場合が多く見られた。例えば Fig.3 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 [5]。

3.2 SIR/MCMC パーティクルフィルタによる追跡

Fig.4 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。

Fig.5 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。

4. 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。

謝辞

本研究は、文部科学省の平成 18 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「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. MCMC パーティクルフィルタ [4]

A.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

$$\alpha = \frac{P(X_i^t) \cdot Q(X_i^t, X_i^t)}{P(X_i^t) \cdot Q(X_i^t, X_i^t)} \quad (\text{A.1})$$

である。特に Q が対称の場合には、 α は

$$\alpha = \frac{P(X_i^t)}{P(X_i^t)} \quad (\text{A.2})$$

とより簡単に計算できる。

A.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 $\pi_{i-1}^{(r)}$ とは無関係に全ての粒子を一樣にサンプリングし、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。

参考文献

- [1] 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).
- [2] 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).
- [3] 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).
- [4] Z. Khan, T. Balch and F. Dellaert: “Mcmc-based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets”, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **27**, 11, pp. 1805–1918 (2005).
- [5] 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).