

## 雑音対応付けを考慮した Rao-Blackwellized Particle Filter による 複数移動対象追跡手法

伊藤誠悟<sup>†</sup> 大野宏司<sup>†</sup>  
高橋新<sup>†</sup> 久保田文子<sup>†</sup>

センサから得られる特徴量を用いた複数移動対象追跡は、歩行者追跡、自己位置推定、人の動作追跡等、様々な場面で利用されている重要な要素技術である。複数移動対象追跡では、雑音を含む特徴量に対する正確な対応付けと、複数移動対象の同時追跡に関する計算量の削減が特に重要である。前者の課題に対して、本報告では対応付け時に雑音モデルと推定状態尤度を考慮し対応付けを行う。後者の課題に対しては Rao-Blackwellization を利用する。これにより、少ない計算量で対応付け問題と状態追跡問題の2つを解決できる。具体的には、対応付けを Particle filter で行い移動対象の追跡は Kalman filter で行うシミュレーションによる評価実験を行い提案手法の有効性を確認した。

### Multi Hypothesis Tracking based on Data Association with Noise Model and Rao-Blackwellized Particle filter

Seigo Ito<sup>†</sup> Hiroshi Ohno<sup>†</sup>  
Arata Takahashi<sup>†</sup> Fumiko Kubota<sup>†</sup>

Tracking of multiple targets is fundamental challenge in sensor network environments and ubiquitous computing. It is important to associate noisy features and tracking targets accurately. We present an approach to tracking multiple targets using Rao-Blackwellized particle filter (RBPF). Our method associate features and tracking targets to use a feature noise model and likelihood of each state. In RBPF, particle filter is used to associate feature to targets, and a number of Kalman filters are used to tracking multiple targets. RBPF enable improved computational cost and tracking accuracy compared to only particle filters association and tracking. We demonstrate the superior result of our method through simulations.

### 1. はじめに

複数の移動対象の正確な追跡は、屋内外環境における歩行者行動追跡、ヒトのモーション追跡、小型移動体の自己位置推定、画像内の特徴量追跡等、様々なアプリケーションで利用されている重要な要素技術であり今まで多くの研究<sup>1)-12)</sup>がなされてきた。

代表的な移動対象追跡アルゴリズムとしては、センサで観測した特徴量を、追跡対象との距離に応じて対応付けする最近傍法と、Kalman filter を組み合わせて追跡する手法<sup>1)2)3)</sup>がある。一般的な最近傍法による対応付けと Kalman filter を組み合わせた手法では、特徴量の対応付け時における、雑音の存在を考慮していない。そのため、雑音の少ないセンサを用いた場合は問題が少ないが、雑音の多いセンサを用いた場合に対象を正確に追跡できないという問題がある。加えて、追跡対象一つに対して一つの仮説しか追跡していないため、ある時点で対応付けを間違えた場合にその後の追跡が正常に動作せずロバスト性が低いという問題点がある。一つの追跡対象に対して、一つの仮説のみの追跡ではなく、複数の仮説を追跡する手法として、MHT (Multi Hypothesis Tracking)<sup>4)5)6)</sup>や JPDA (Joint Probability Data Association)<sup>7)8)</sup>がある。MHT では全ての対応付け可能性を保持し複数の推定状態を更新する。JPDA では様々なセンサからの観測を全て用いて推定状態の事後確率を近似する。いずれの手法も移動対象数の増加および時刻の増加とともに計算量は組み合わせ的に増大する。我々は、図 1 に示すような多数の移動対象の追跡と雑音が多い特徴量を想定しているため、当該環境でロバストに移動対象を追跡する手法が重要となる。

本報告では、雑音が多い特徴量をロバストに追跡するための複数仮説追跡手法について報告する。提案手法では対応付けの際に雑音のモデルを考慮する。加えて、追跡対象に対して様々な対応付けでの仮説を複数保持し、各時刻において最適な対応付けをする。これにより、雑音や対応付けの間違いに対するロバスト性の向上が期待できる。また、従来の複数仮説追跡では対応付けと追跡を同時に行う場合、組み合わせを全て数え上げていくため非常に多くの計算量を必要としていた。本報告では Rao-Blackwellization<sup>1)3)</sup>を利用し対応付けを Particle filter<sup>1)4)15)</sup>で行い、各仮説内での内部状態の更新を Kalman filter を用いる。これにより、計算負荷を低くした複数仮説追跡が可能となる。

以下、2 節では我々が対象としている問題点について示す。3 節では提案手法である、雑音対応付けを考慮した Rao-Blackwellized Particle filter による複数仮説追跡手法について述べる。4 節ではシミュレーションによる特徴量の追跡実験および評価結果について示し、最後に 5 節においてまとめる。

<sup>†</sup> 株式会社 豊田中央研究所  
TOYOTA CENTRAL R&D LABS., INC.

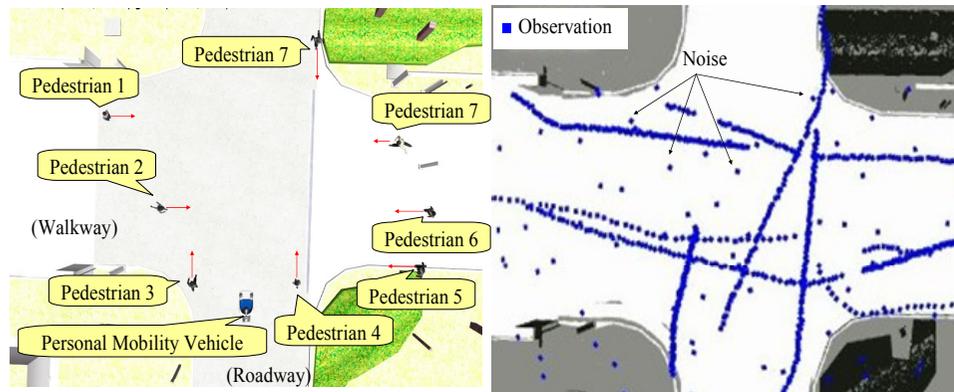


図 1 シミュレーションによる多数の移動対象が存在する想定環境例 (左図). センサにより観測した移動対象の特徴量 (右図)

Fig. 1 Example of a target environment in simulations. Many moving objects (left), observed features with noise (right).

## 2. 複数移動対象追跡における問題点

本節では複数移動対象追跡における主な2つの問題点、複数の対応付け組み合わせおよびノイズによる対応付け間違いについて図2図3を用いて説明する. 図2図3において、円(実線)と円(点線)は、追跡している移動対象とある時刻において観測した特徴量である. 直線(実線)と直線(点線)は対応付けの可能性および選択した対応付けを示す.

### 2.1 複数の対応付け組み合わせ

ある時刻  $k-1$  において A, B, C, 3つの移動対象を追跡中であり, 時刻  $k$  でセンサデータから新たに  $f1, f2, f3$  の特徴量(図2左)を観測した場合を考える. この時, 対応付けの組み合わせは6通り存在する(図2右点線). この例のように組み合わせが少なれば全ての組み合わせを追跡できる. しかし, 時刻が  $k+1$  となり  $f4, f5, f6, f7$  の特徴量が観測された場合, 時刻  $k-1$  からの対応付けの組み合わせは急激に増加する. このように, 対応付けの組み合わせは時刻および移動対象の数とともに急激に増加するため, 多数の移動対象が存在するような環境下で全ての組み合わせを追跡することは計算量の点から困難である.

### 2.2 雑音による対応付け間違い

ある時刻  $k-1$  において D, E の2つの移動対象を追跡中であり, 時刻  $k$  でセンサデータから新たに  $f8, f9, f10$  の特徴量(図3左)を観測した場合を考える. ただし,  $f8$  は特徴量抽出の間違いにより実際には移動対象ではなく雑音であるとする. この時, 追跡中の移動対象と  $f8$  を対応付けてしまった場合, その後の時刻において, 例えば対応付けにおいて最近傍法を用いた場合, 移動対象 E は対象 D から観測された特徴量と対応付けられ, 移動対象 D が対応付ける特徴量が存在せず正確な追跡が継続できなくなる(図3右).

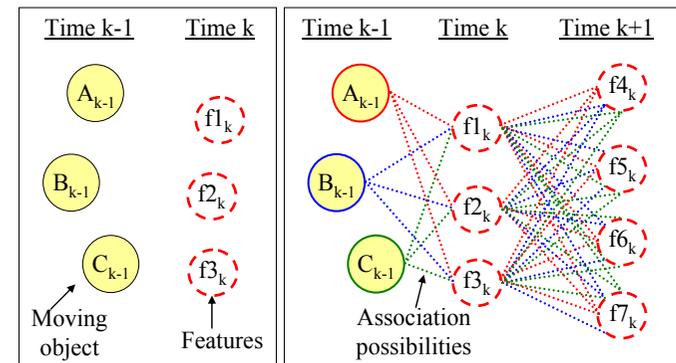


図 2 複数の対応付け可能性

Fig. 2 Possibility of multiple data associations

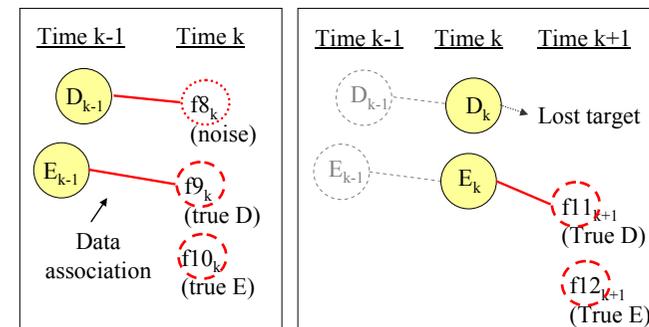


図 3 ノイズによる対応付け間違い

Fig. 3 Wrong data association caused by a false-positive feature

### 3. 複数移動対象追跡手法

#### 3.1 概要

2 節で示した 2 つの問題点に対して、本報告では雑音への対応付けを考慮した Rao-Blackwellised Particle filter による複数仮説追跡手法を提案する。

提案手法の全体概要を図 4 に示す。入力データは、センサデータ等から抽出した複数移動対象の特徴量、出力データは複数移動対象の追跡結果である。提案手法では、まず初めに、追跡する移動対象を決定する。次に、移動対象と各特徴量との対応付け確率に基づき、対応付けを決定する (図 4 (2))。対応付け確率は雑音モデルおよび推定状態と観測値の尤度を考慮して計算する。例えば図 4 の例において追跡対象 C は特徴量 f1 と 0.1 の確率、特徴量 f2 と 0.3 の確率、特徴量 f3 と 0.6 の確率でそれぞれ対応づけられる。この時雑音モデルにより雑音と判定した場合は対応付けを行わない。次に決定した各仮説の対応付けに基づき、各仮説内の位置、速度等の推定状態を Kalman filter により更新する (図 4 (3))。最後に、更新した推定状態に関して各仮説の重みの計算を行い、仮説の選択と消滅 (リサンプリング) を実施する。提案手法により、雑音が多い特徴量の場合でもロバストな複数の移動対象追跡が可能となる。

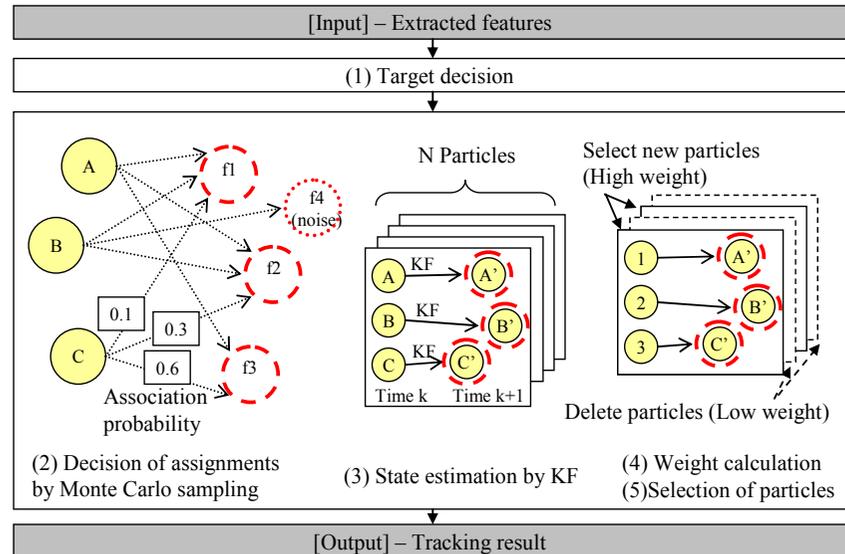


図 4 提案手法全体概要  
 Fig. 4 Overview of our method

#### 3.2 アルゴリズム

##### 3.2.1 定義

アルゴリズム説明の準備として本報告における各変数の定義および意味を以下に示す。提案手法では、移動対象の追跡時に複数の仮説 (particle) (式 (1)) を保持し、様々な対応付け組み合わせにより推定状態を更新する。各 particle が追跡している移動対象の数は、particle により異なる。

$$\begin{aligned} & \{\mu_{1,k}^{(1)}, \Sigma_{1,k}^{(1)}, \dots, \mu_{T_1,k}^{(1)}, \Sigma_{T_1,k}^{(1)}, w_k^{(1)}, c_k^{(1)}, \sigma^{(1)}\} \\ & \vdots \\ & \{\mu_{1,k}^{(i)}, \Sigma_{1,k}^{(i)}, \dots, \mu_{T_i,k}^{(i)}, \Sigma_{T_i,k}^{(i)}, w_k^{(i)}, c_k^{(i)}, \sigma^{(i)}\} \\ & \vdots \\ & \underbrace{\{\mu_{1,k}^{(N)}, \Sigma_{1,k}^{(N)}, \dots, \mu_{T_N,k}^{(N)}, \Sigma_{T_N,k}^{(N)}, w_k^{(N)}, c_k^{(N)}, \sigma^{(N)}\}}_{particle} \end{aligned} \quad (1)$$

$$(i = 1, \dots, N \quad j = 1, \dots, T_i)$$

各 particle  $i$  が持つ要素の意味は以下である。

- $\mu_{j,k}^{(i)}$  : 追跡対象  $j$  の推定状態平均
- $\Sigma_{j,k}^{(i)}$  : 追跡対象  $j$  の推定状態共分散行列
- $w_k^{(i)}$  : 仮説の重み (importance weight)
- $c_k^{(i)}$  : 追跡対象と観測特徴量の対応付け
- $\sigma_j^{(i)}$  : 追跡対象  $j$  を更新した最終時刻

本報告におけるその他の変数の意味は以下に示す。

- $N$  : particle の総数
- $T_i$  : particle  $i$  が追跡している対象の数

- $k$  : 時刻
- $z_k$  : 時刻  $k$  においてセンサより観測した特徴量
- $x_k$  : 時刻  $k$  における推定状態

表 1 アルゴリズム

Table 1 Algorithm

### 3.3 Rao-Blackwellised Particle filter

複数移動対象の追跡においては、センサデータより抽出した特徴量  $z$  から、ある時刻  $k$  における対応付け  $c$  及び移動対象の状態  $x$  を推定する必要がある。対応付けと移動対象の状態は particle filter のみで求めることも可能であるが、対応付けの組み合わせ毎に状態に関して particle を多数生成する必要がある計算量が多い。このため、Rao-Blackwellized particle filter<sup>13)</sup> (RBPF) では式(1)により対応付けと移動対象の状態を求める。

$$p(x_k, c_{1:k} | z_{1:k}) = p(x_k | c_{1:k}, z_{1:k}) p(c_{1:k} | z_{1:k}) \quad (2)$$

RBPF では  $p(c_{1:k} | z_{1:k})$  において、ある観測が得られた際に、対応付けのみを particle filter で計算する。次に、 $p(x_k | c_{1:k}, z_{1:k})$  において計算した対応付けに従い Kalman filter で推定状態を更新する。更新部分は Kalman filter で行うため、それぞれの対応付けの組み合わせ毎に多数の particle を生成する必要がない。これにより、particle filter のみで解を求めた場合と比べて少ない計算量で解を得られる。計算量以外の利点として、RBPF により求めた解の分散は particle filter のみで求めた解の分散より改善され小さくなる<sup>13)</sup>。

#### 3.3.1 擬似コード

擬似コード (表 1) に従い、提案手法による複数移動対象の追跡アルゴリズムについて説明する。提案手法の入力としてはセンサデータより抽出した特徴量  $z$  である。(1行目)。2行目～8行目のループでは、全ての  $N$  個の仮説に対し、Kalman filter を用いて、各仮説の推定状態の予測と観測更新を実施する。さらに、各仮説の重み (importance weight) を計算する。9行目～11行目のループではそれぞれの推定状態に対して計算した重要さの重みに応じて particle filter におけるリサンプリング処理を実施する。以下各ステップについて詳細説明する。

```

1: Algorithm Multi_Hypothesis_Tracking ( $z_k$ ):
2:   for  $i=1, \dots, N$  do
           // Target decision step
3:     decide_moving_objects()
4:     motion_update_KF()
           // Data association step
5:     select  $c_k^{(i)}$  with probability  $p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1}^{(i)})$ 
           // State estimation step
6:     observation_update_KF()
           // Importance weight calculation step
7:      $w_k^{(i)} \propto w_{k-1}^{(i)} \frac{p(z_k | c_k^{(i)}, z_{1:k-1}, c_{1:k-1}^{(i)}) p(c_k^{(i)} | c_{1:k-1}^{(i)})}{p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1}^{(i)})}$ 
8:   endfor
9:   for  $i=1, \dots, N$  do
10:    draw particle with probability  $\propto w_k^{(i)}$ 
11:   endfor
    
```

#### 追跡対象数決定ステップ (3行目)

各ステップの初めに、仮説毎の追跡対象数  $T_i$  を決定する。追跡対象数の増加は、追跡対象増加確率に従い行う。追跡対象数の減少は消滅確率分布および仮説が観測更新された最終時刻である  $\sigma^{(i)}$  を用いて決定する。消滅確率分布の例を図 5 に示す。横軸は観測更新された時刻からの経過時間、縦軸は消滅確率を表す。例えばこの分布の時刻 0 からの累積確率を計算し各時刻に消滅判定をする。

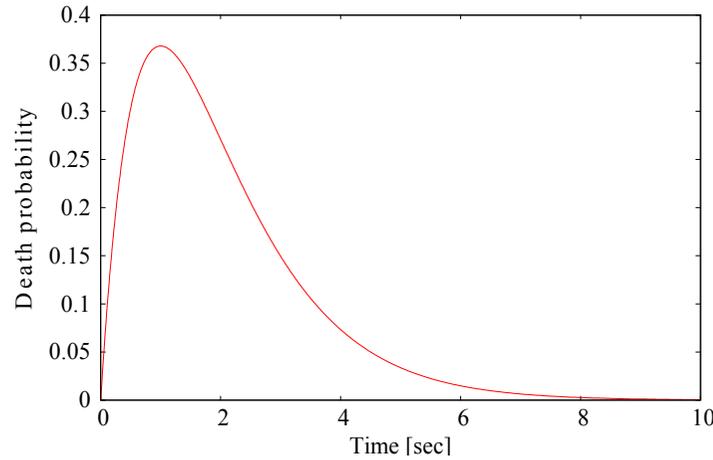


図 5 消滅確率分布  
Fig. 5 Death probability distribution

#### Kalman filter 動作予測ステップ (4 行目)

各仮説内の全ての追跡中である移動対象の推定状態  $\mu_{j,k-1}^{(i)}$ ,  $\Sigma_{j,k-1}^{(i)}$  に対して, Kalman filter における動作予測を実施する (式 (3)). 式(3)において,  $KF_{motion}$  は Kalman filter における動作予測の略記とする.  $A$  は動作予測モデル,  $R$  は動作モデルの誤差である.  $\bar{\mu}_{j,k-1}^{(i)}$  および  $\bar{\Sigma}_{j,k-1}^{(i)}$  は動作予測を実施した際の, 推定状態とその共分散行列である.

$$[\bar{\mu}_{j,k}^{(i)}, \bar{\Sigma}_{j,k}^{(i)}] = KF_{motion}(\mu_{j,k-1}^{(i)}, \Sigma_{j,k-1}^{(i)}, A, R) \quad (3)$$

#### 対応付け決定ステップ (5 行目)

動作予測した  $\bar{\mu}_{j,k}^{(i)}$ ,  $\bar{\Sigma}_{j,k}^{(i)}$  に対して対応付けを決定する. 対応付け決定時には観測した特徴量が  $z_k$  雑音である場合を考慮して, 式(4)に示す対応付け確率に従い決定する. 対応付け確率  $p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1})$  は観測の尤度と対応付け事前確率の積により計算する. 例えば, 追跡対象が  $T$  個の場合についての対応付け確率は式 (5) で表す. 式(5)において  $KF_{like}$  は Kalman filter における観測の尤度計算の略記とする.  $H$  は観測更新モデル,  $Q$  は観測モデルの誤差である. 本手法では追跡対象と特徴量の対応付け時に, 雑

音への対応付けを考慮する.  $c_k$  が 0 とは観測した特徴量が雑音である確率である. 雑音である確率は雑音モデル  $f$  により決定する. 雑音と判定した場合の特徴量は破棄され対応付けしない. これにより雑音に対するロバスト性を向上させる.  $c_k$  が 1~ $T$  の場合はそれぞれの移動対象と対応付ける.

$$p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1}) \propto p(z_k | c_k, z_{1:k-1}, c_{1:k-1})p(c_k) \quad (4)$$

$$p(z_k | c_k, z_{1:k-1}, c_{1:k-1}^{(i)}) = \begin{cases} f(z_k) & c=0 \\ KF_{like}(z_k, \bar{\mu}_{1,k}^{(i)}, \bar{\Sigma}_{1,k}^{(i)}, H, Q) & c=1 \\ \vdots & \vdots \\ KF_{like}(z_k, \bar{\mu}_{j,k}^{(i)}, \bar{\Sigma}_{j,k}^{(i)}, H, Q) & c=j \\ \vdots & \vdots \\ KF_{like}(z_k, \bar{\mu}_{T,k}^{(i)}, \bar{\Sigma}_{T,k}^{(i)}, H, Q) & c=T \end{cases} \quad (5)$$

#### Kalman filter 観測更新ステップ (6 行目)

対応付け決定ステップにおいて対応付けられた追跡対象のみに対して Kalman filter における観測更新を実施する. 例えば particle  $i$  の対応付け決定ステップにおいて  $c_k^{(i)}$  が 1 となった場合,  $\bar{\mu}_{1,k}^{(i)}$ ,  $\bar{\Sigma}_{1,k}^{(i)}$  のみを観測更新する(式(6)). 式(6)において  $KF_{observation}$  は, Kalman filter における観測更新の略記である. 観測更新がなされた仮説については  $\sigma^{(i)}$  を更新する.

$$[\mu_{1,k}^{(i)}, \Sigma_{1,k}^{(i)}] = KF_{observation}(z_k, \bar{\mu}_{1,k}^{(i)}, \bar{\Sigma}_{1,k}^{(i)}, H, Q) \quad (6)$$

#### 仮説重み更新ステップ (7 行目)

観測更新ステップ後の各仮説の重みを式(7)により計算する. 式(7)において  $p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1})$  および  $p(z_k | c_k, z_{1:k-1}, c_{1:k-1})$  は既に式(4)(5)で計算済みである.  $p(c_k | c_{1:k-1})$  については例えば, 対応付けが時刻に対して独立であると仮定した場合  $p(c_k)$  となる. 最後に particle の重みを正規化する.

$$\frac{p(z_k | c_k^{(i)}, z_{1:k-1}, c_{1:k-1}^{(i)})p(c_k^{(i)} | c_{1:k-1}^{(i)})}{p(c_k^{(i)} | z_{1:k}, c_{1:k-1}^{(i)})} \quad (7)$$

#### リサンプリングステップ (9行目~11行目)

リサンプリングとは、7行目で計算した各仮説の重み  $w_k^{(i)}$  の従い、次のステップにおける particle を  $N$  個、新たに決定するステップである。リサンプリングステップは一般的な Particle filter におけるリサンプリングステップ<sup>14)15)</sup>と同様である。

### 4. 評価実験

提案手法評価として、シミュレーションした特徴量による追跡実験を実施した。

#### 4.1 シミュレーション実験

第1の実験として、雑音を含む観測値 (1次元の特徴量) をシミュレートし、提案手法による追跡、最近傍法による対応付けと Kalman Filter による追跡をそれぞれ実施した。

##### 4.1.1 設定

図6にシミュレートした観測値、図7に移動対象の真値を示す。横軸は時刻、縦軸は位置 (1次元) を表す。以下にシミュレーションの設定を示す。

- 移動対象は2個
- 観測値の30%は雑音 (一様分布)
- 観測値の35%は移動対象1からの観測 (真値にガウス雑音重畳)
- 観測値の35%は移動対象2からの観測 (真値にガウス雑音重畳)
- 観測された特徴量の対応関係は不明 (雑音, 移動対象1, または移動対象2)
- 観測される特徴量 (1次元) の値域は[-2:2]
- 真値は追跡対象1が *sine curve*, 追跡対象2が *-sine curve*

##### 4.1.2 結果

図6に示した観測値に対し、最近傍による対応付けと Kalman filter で追跡した結果を図8に、提案手法で追跡した結果を図9にそれぞれ示す。図9では仮説の重みが高い上位20仮説が追跡している移動対象をすべて表示している。各追跡における真値からの RMSE (root mean square error) は、最近傍法 Kalman filter では0.96 提案手法では0.18であった。最近傍対応付け Kalman filter による追跡では雑音の影響を受け正確な追跡が出来ていない。一方、提案手法においてはより雑音の影響が少なくより真値に近い追跡が出来ている。提案手法では、雑音モデルにより雑音との対応付けを可能な限り少なくしているのに加え、雑音と対応づいてしまった仮説はその後の仮説の重み計算ステップで重みが低くなり省かれていくためより正確な追跡が可能となる。

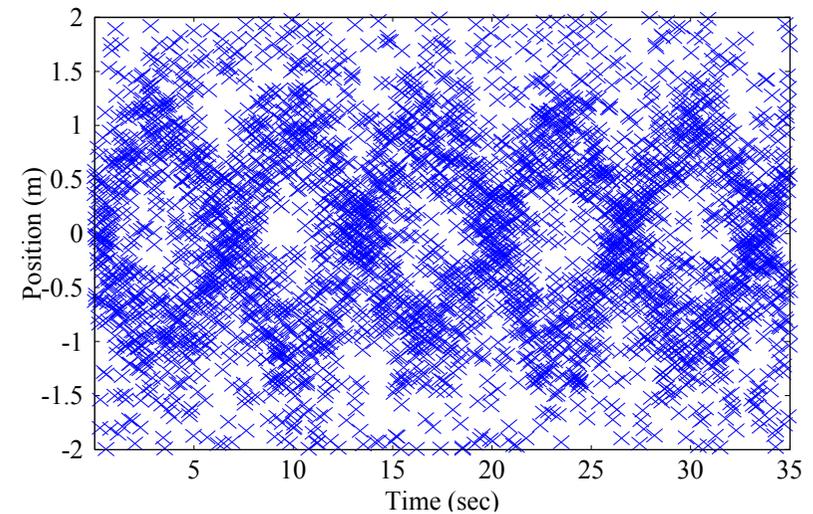


図6 観測値

Fig. 6 Observations

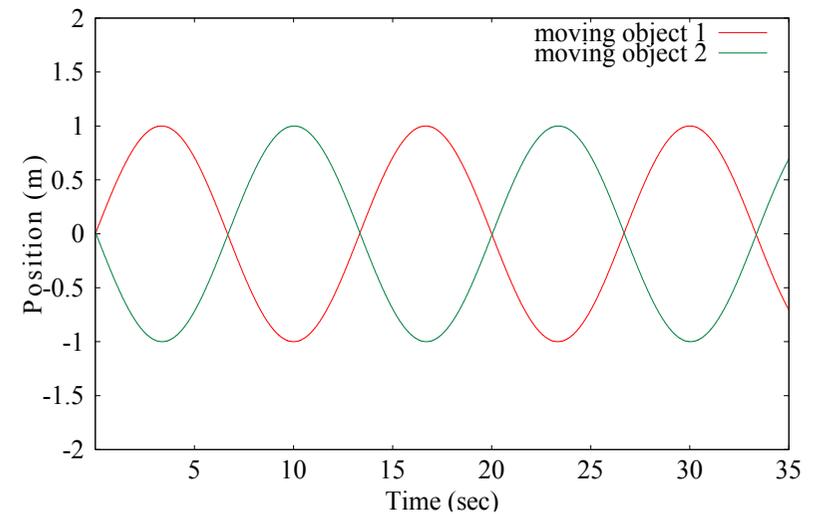


図7 移動対象の真の軌跡

Fig. 7 True trajectory of moving objects

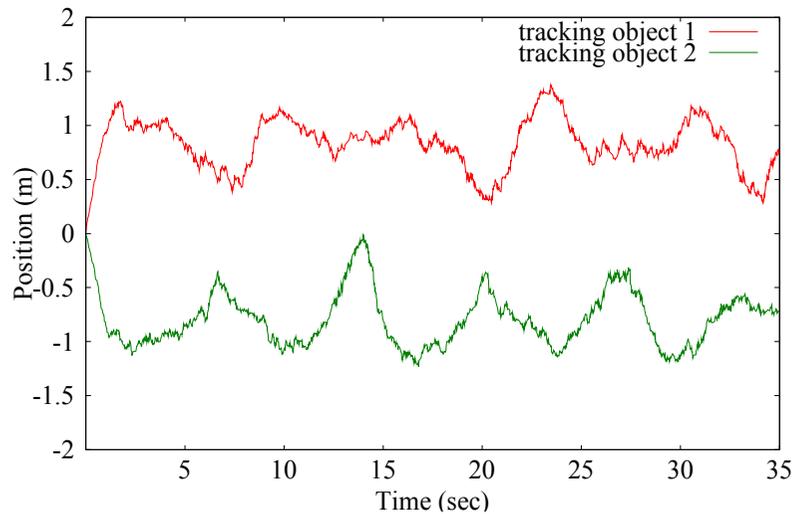


図 8 最近傍法による対応付けと Kalman filter による追跡結果  
Fig. 8 Tracking result of neighborhood association and Kalman filter

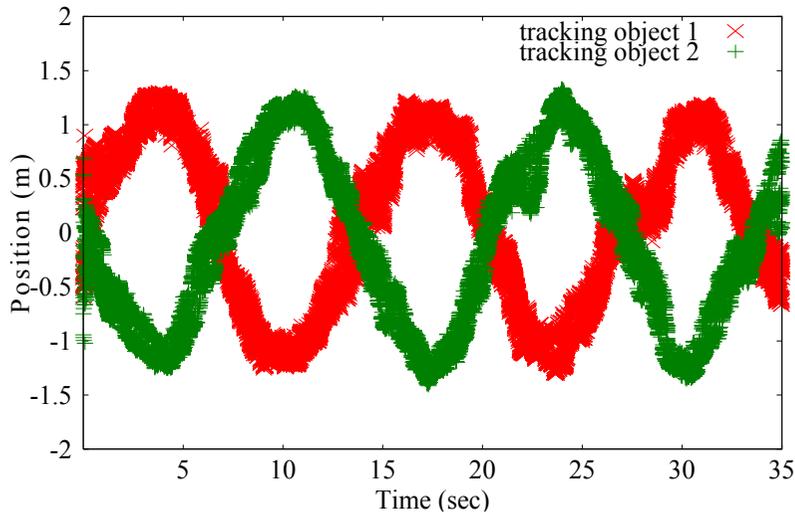


図 9 提案手法による追跡結果  
Fig. 9 Tracking result of our method

#### 4.1.3 雑音割合による誤差

観測した特徴量に対する雑音の割合を 10%から 90%まで変化させた場合の、最近傍法による対応付けと Kalman filter による移動対象の追跡および提案手法追跡による追跡をそれぞれ評価した。図 10 において横軸は観測した特徴量に対する雑音の割合、縦軸は真値からの RMSE を示す。

最近傍法による対応付けと Kalman filter による移動対象の追跡では、雑音の割合に応じて誤差が大きくなっており、雑音の割合が 10%の場合でも正確に追跡できていない。一方、提案手法においては雑音の割合が 40%までは最近傍 Kalman filter とくらべ、特によい結果となっている。雑音割合が 40%までの実験では対応付けを間違えることなく追跡できていたためよい結果となった。

提案手法において、雑音の割合が 50%になった際に誤差が非常に大きくなっている。これは、ある時刻で移動対象が交差した際に、図 9 における移動対象 1 と 2 の対応付けが逆転し間違った対応付けにより追跡が継続されたため RMSE が大きくなった。しかし、提案手法では、対応付けを間違えた後も、雑音に対する対応付けを出来る限り避けて追跡を行っているため、最近傍法による対応付けと Kalman filter による追跡と比べて RMSE は小さい。

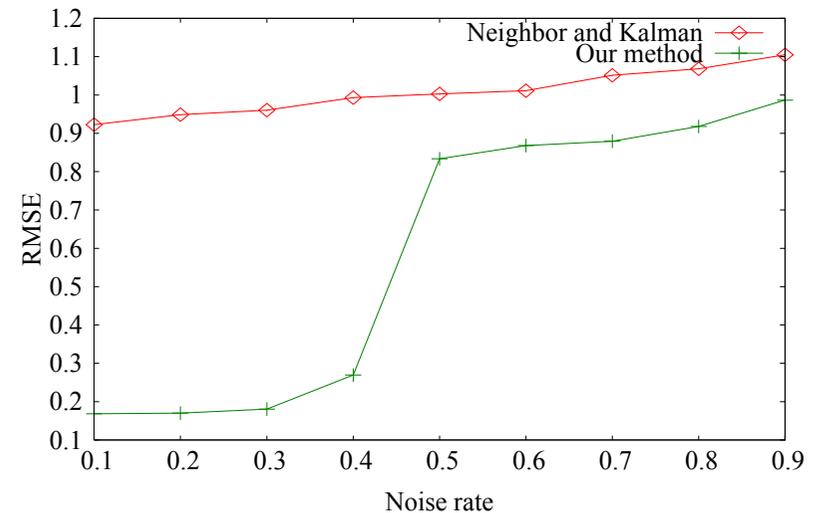


図 10 雑音割合と追跡結果 RMSE の関係  
Fig. 10 Relationship between clutter rate and RMSE

## 5. まとめ

本論文では、雑音を考慮した対応付け及び Rao-Blackwellized Particle filter により、雑音が多い特徴量をロバストに追跡するための複数仮説追跡手法について提案した。シミュレーション実験により、雑音が多い特徴量においても移動対象の対応付けを間違えずに追跡できることを確認した。今後の予定として、移動体および歩行者シミュレータによる移動対象の特徴量追跡評価 (図 11) および実機センサデータによる追跡実験を予定している。残された主な課題としては、移動対象の移動モデルおよび雑音モデルの精緻化<sup>16)</sup>による追跡精度の向上がある。

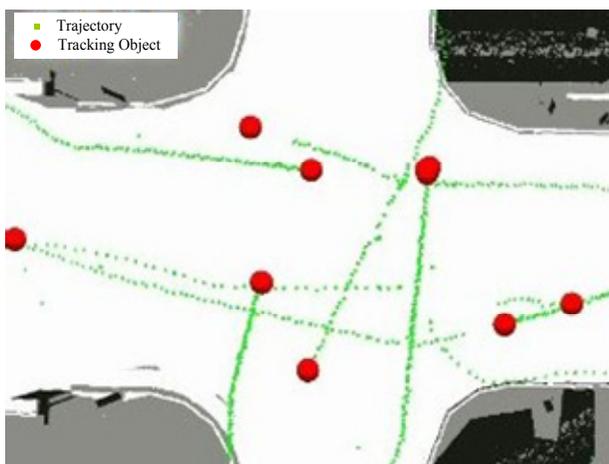


図 11 移動体・歩行者シミュレータ実験による追跡結果. 追跡した特徴量は図 1 (右) に示した特徴量. 図は追跡軌跡 (緑) および, ある時刻での追跡結果 (赤) を示す.  
Fig. 11 Tracking result of multiple pedestrian in vehicle and pedestrian simulator. Observed features for tracking are shown in Figure 1 (blue dots). Shown in the figure are tracking trajectories (green dots), and tracking result of moving objects in a time step (red circle).

## 参考文献

1) Nakamura, K., Zhao, H., Shibasaki, R., Sakamoto, K., Ohga, T. and Suzukawa, N.: Tracking pedestrians using multiple single-row laser range scanners and its reliability evaluation, *Journal of Systems and Computers in Japan*, Vol.37, No.7, pp.1-11 (2006).

- 2) Guvenc, I., Abdallah, C.T., Jordan, R. and Dedeoglu, O.: Enhancements to RSS Based Indoor Tracking Systems Using Kalman Filters, *Proc. International Signal Processing Conference and Global Signal Processing* (2003).
- 3) Banitalebi, B. and Amiri, H.: An Improved Nearest Neighbor Data Association Method for Underwater Multi-Target Tracking, *Proc. 6th International Conference on Pervasive Computing* (2008).
- 4) Blackman, S.: Multiple Hypothesis Tracking for Multiple Target Tracking, *IEEE A&E Systems Magazine*, Vo.19, pp.5-18 (2004).
- 5) Arambel, P., Antone, M., Rago, C., Landau, H. and Strat, T.: A Multiple-Hypothesis Tracking of Multiple Ground Targets from Aerial Video with Dynamic Sensor Control, *Proc. Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition* (2004).
- 6) Cham, T. and Rehg, J. M.: A Multiple Hypothesis Approach to Figure Tracking, *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.239-245 (1999).
- 7) Karlsson, R. and Gustafsson, F.: Monte Carlo Data Association for Multiple Target Tracking, *Proc. IEEE Workshop on Target Tracking: Algorithms and Applications* (2001).
- 8) Schulz, D., Burgard, W., Fox, D. and Cremers, A.B.: Tracking Multiple Moving Objects with a Mobile Robot, *Proc. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (2001).
- 9) Schulz, D., Fox, D. and Hightower, J.: People Tracking with Anonymous and ID-Sensors Using Rao-Blackwellized Particle Filters, *Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence*, (2003).
- 10) Jin, Y., Toh, H., Soh, W.S. and Wong, W.C.: A Robust Dead-Reckoning Pedestrian Tracking System with Low Cost Sensors, *Proc. 9th International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pp.222-230 (2011).
- 11) Kranz, M., Fischer, C. and Schmidt, A.: A Comparative Study of DECT and WLAN Signals for Indoor Localization, *Proc. 8th International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pp.235-243 (2010).
- 12) Swangmuang, N. and Krishnamurthy P.: Location Fingerprint Analyses Toward Efficient Indoor Positioning, *6th International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pp.100-109 (2008).
- 13) Casella, G. and Robert, C.P.: Rao-Blackwellisation of Sampling Schemes, *Journal of Biometrika*, Vol.83, pp.81-94 (1996).
- 14) Doucet, A., Freitas, N. and Gordon, N.: Sequential Monte Carlo Method in Practice, *Statistics for Engineering and Information Science* (2001).
- 15) Thrun, S., Burgard, W. and Fox, D.: Probabilistic ROBOTICS, *The MIT Press* (2005).
- 16) Rong L. X., and Jilkov, V. P.: A Survey of Maneuvering Target Tracking: Dynamic Models, *Proc. of SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets* (2000).