

雑音推定型パーティクルフィルタによるレーダ目標追尾

Radar Tracking by Noise-Estimation Particle Filter

光益 義幸(九大) ○ 河村 晃宏(九大) 正 倉爪 亮(九大) 正 長谷川 勉(九大)

Yoshiyuki MITSUMASU, Kyushu University
Akihiro KAWAMURA, Kyushu University
Ryo KURAZUME, Kyushu University
Tsutomu HASEGAWA, Kyushu University

This paper proposes a new radar tracking filter called Noise-estimate Particle Filter (NPF) which combines kalman and particle filters. The tracking performance of the kalman filter depends on the setting of several parameters such as a system noise and an observation noise. However, it is quite difficult to choose proper parameters for various scenarios beforehand, and thus they are regulated in trial-and-error manner in some cases. The proposed filter estimates proper noise parameters of a kalman filter based on a scheme of a particle filter on-line. Simulation results show that the proposed technique has a higher tracking performance in various scenarios than conventional kalman and particle filters.

Key Words: Radar tracking, Particle filter, Kalman filter, Marginalized Particle Filter, Rao-Blackwellization

1 はじめに

レーダ観測値から得られた位置情報により、高速飛翔体の位置や速度を正確に推定し、安定に追尾する技術は、航空管制等の分野で非常に重要である。一般にレーダ観測値には大気の状態変化や飛翔体の反射特性変化による雑音が多く含まれ、正確な航跡を推定するために時系列フィルタリングが広く用いられている。時系列フィルタリングは、過去の観測値に基づいて算出した予測値と現在の観測値から、目標物体の状態の最適な推定値を求める手法である。時系列フィルタリングを用いて、レーダ観測値に含まれる雑音成分を取り除き、移動体の位置・速度などの真値を推定する処理を追尾フィルタと呼ぶ。

従来の追尾フィルタにはカルマンフィルタがよく用いられている。カルマンフィルタは、線形、ガウス型の雑音を仮定し、予め与えられた運動モデルにより次時刻の目標の状態を推定する。運動モデルには等速直線運動が一般に用いられるが、等速直線運動モデルに従わない目標を追従する場合、運動モデルのあいまいさを示すシステム雑音の設定が追尾性能に大きく影響する。しかし、急旋回や急加減速など種々の運動を行う航空機の運動に対して、あらかじめ適切なシステム雑音を推定することは困難である。さらに、観測値と状態変数の関係を表すレーダ観測モデルにおいて、測定誤差を示す観測雑音の値も性能に影響を与える。観測雑音の値は、航空機の形状、進行方向、距離などにより異なり、リアルタイムで真値を得ることは極めて困難である。このため、カルマンフィルタによる航空機の追尾では、システム雑音や観測雑音の大きさを試行錯誤で調整し、所要の追尾性能を得るように設計せざるを得ないという問題点がある [1] [2]。

一方、非線形、非ガウス型の雑音に対しても頑健な目標追尾を実現する追尾フィルタとして、パーティクルフィルタが注目されている。パーティクルフィルタとは、目標追尾での状態推定において、過去の観測値に基づいた現時刻の状態の確率分布を直接計算する代わりに、重み付けられた多数の粒子(パーティクル)の集合として確率分布を表現する手法である。パーティクルフィルタは、これまでもカメラやレーザを用いた人物追跡などに利用され、その有用性が確認され

ている [3]。パーティクルフィルタは、線形、ガウス型などの仮定をおいていないため、多くの非線形、非ガウス型の雑音を含むシステムに対して適用可能である。このため、追尾フィルタとして用いた場合、複雑な運動を行う目標に対してもロバストな追従が可能という利点を持つ。しかし一方で、仮定した運動モデルに従う目標の追尾性能はカルマンフィルタに劣り、多様な状況での追尾精度の改善が課題である。

本研究では、上述した二つのフィルタを複合的に用いる新たな追尾フィルタとして、雑音推定型パーティクルフィルタを提案する。カルマンフィルタは、システム雑音、観測雑音を含め、目標の運動モデル、レーダ観測モデルが正確に定義できれば、線形システムに対しては最適なフィルタとなる。そこで、雑音推定型パーティクルフィルタでは、対象の位置、速度などの内部状態の代わりに、システム雑音、及び観測雑音に対してパーティクルフィルタを適用し、カルマンフィルタに対する適切なシステム雑音、及び観測雑音をオンラインで推定しながら追尾を行う。この手法により、急加減速や旋回運動などの運動特性の急激な変化にも適応的に対応しつつ、等速直線運動区間では高精度な追尾を行う追尾フィルタを実現する。

2 雑音推定型パーティクルフィルタによる追尾システム

本手法では、パーティクルフィルタの全ての粒子が異なる雑音値を有するカルマンフィルタとして並列に動作し、通常のパーティクルフィルタと同様に、推定値と観測値の差に応じて粒子の取捨選択を行う。これにより、等速直線運動や旋回運動などの種々の運動特性に対して、適応的に雑音値を同定することで、最適なカルマンフィルタと同等の平滑性能を保持した追尾を実現する。

2.1 システム雑音及び観測雑音の推定

2.1.1 モデル設定

提案手法では、パーティクルフィルタの各粒子がそれぞれ一つのカルマンフィルタと同様の処理を行う。そのため、

対象のシステムに対してカルマンフィルタの同一の状態空間モデルを与える。

$$\mathbf{x}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H} \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

式 (1) は目標の状態遷移を表わす運動モデルで、式 (2) は目標と観測値との関係を表わす観測ベクトルである。\$\mathbf{x}_k\$ は目標の状態ベクトルで、位置と速度の情報を持つ。\$\Phi_k\$ は状態遷移行列であり、本手法では次の等速直線運動モデルを用いる。

$$\Phi_k = \begin{pmatrix} \mathbf{I} & \Delta t \mathbf{I} \\ \mathbf{O} & \mathbf{I} \end{pmatrix} \quad (3)$$

ただし \$\Delta t\$ はサンプリング間隔、行列 \$\mathbf{I}\$ は単位行列である。また、\$\mathbf{H}\$ は \$\mathbf{H} = (\mathbf{I} \ \mathbf{O})\$ で表わされる観測行列である。また、\$\mathbf{w}_k\$ は平均 \$\mathbf{0}\$、誤差共分散行列 \$\mathbf{Q}_k\$ のシステム雑音ベクトルであり、\$\mathbf{v}_k\$ は平均 \$\mathbf{0}\$ で誤差共分散行列 \$\mathbf{R}_k\$ の観測雑音ベクトルである。

2.1.2 追尾処理

雑音推定型パーティクルフィルタの具体的な手順について述べる。

時刻 \$t_k\$ での粒子群を \$X_k = \{\mathbf{x}_k^{(i)}, w_k^{(i)}, q_k^{(i)}, r_k^{(i)}\}_{i=1}^N\$ と定義する。ただし、\$\mathbf{x}_k^{(i)}\$ は目標状態 \$\mathbf{x}_k\$ を表す仮説の一つを意味し、位置と速度を持つ粒子の状態ベクトルである。\$w_k^{(i)}\$ は粒子の尤度に基づいた重みを表し、\$q_k^{(i)}\$ は各粒子固有のシステム雑音の値、\$r_k^{(i)}\$ は観測雑音の値である。

1. \$N\$ 個の初期粒子 \$X_0 = \{\mathbf{x}_0^{(i)}, w_0^{(i)}, q_0^{(i)}, r_0^{(i)}\}_{i=1}^N\$ を発生させる。粒子の位置、速度、重み、システム雑音、観測雑音の値に適当な乱数を与える。

2. 時刻 \$t_k\$ (\$k = 1, \dots, T\$) について (a)~(f) のステップを実行する。

(a) 予測：各粒子に対して、カルマンフィルタと同様の予測処理を行う。予測処理では、前の時刻の推定状態から、今の時刻の推定状態を計算する。

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} = \Phi_k \mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i)} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} = \Phi_k \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(i)} \Phi_k^T + \mathbf{Q}_k^{(i)} \quad (5)$$

ここで、\$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}\$ は各粒子毎に算出される予測値、\$\mathbf{x}_{k-1|k-1}^{(i)}\$ は 1 サンプル前の推定値である。また、\$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)}\$ は粒子毎に異なる予測誤差共分散行列、\$\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(i)}\$ は各粒子の 1 サンプル前の推定誤差共分散行列である。時刻 \$t_k\$ でのシステム雑音の誤差共分散行列 \$\mathbf{Q}_k^{(i)}\$ は次式で与える。

$$\mathbf{Q}_k^{(i)} = \text{diag} \{q_k^{(i)2}, q_k^{(i)2}, q_k^{(i)2}\} \quad (6)$$

(b) 平滑：各粒子に対して、カルマンフィルタの平滑処理を行う。平滑処理では、今の時刻の観測値を用いて推定値を補正して、より正確な状態を推定する。

$$\mathbf{x}_{k|k}^{(i)} = \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} + \mathbf{K}_k^{(i)} [\mathbf{z}_k - \mathbf{H} \mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)}] \quad (7)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(i)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(i)} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \quad (8)$$

$$\mathbf{K}_k^{(i)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{H}^T [\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i)} \mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k^{(i)}]^{-1} \quad (9)$$

ここで、\$\mathbf{x}_{k|k}^{(i)}\$ は時刻 \$t_k\$ における粒子の推定値、\$\mathbf{P}_{k|k}^{(i)}\$ は粒子毎の推定誤差共分散行列である。また、\$\mathbf{K}_k^{(i)}\$ は粒子毎に算出されるゲイン行列である。時刻 \$t_k\$ での観測雑音の誤差共分散行列 \$\mathbf{R}_k^{(i)}\$ は以下で与える。

$$\mathbf{R}_k^{(i)} = \text{diag} \{r_k^{(i)2}, r_k^{(i)2}, r_k^{(i)2}\} \quad (10)$$

(c) 尤度計算：各 \$i\$ (\$i = 1, \dots, N\$) について、各粒子の尤度 \$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k|k}^{(i)})\$ を次式にて計算する。

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k|k}^{(i)}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left(-\frac{d_i^2}{2\sigma_s} \right) \quad (11)$$

ここで、\$\sigma_s\$ は検証精度を示すパラメータ、\$d_i\$ は \$\mathbf{x}_{k|k}^{(i)}\$ の位置成分と観測値 \$\mathbf{z}_k\$ のユークリッド距離である。後述する実験では \$\sigma_s = 300\$ とした。得られた尤度を用いて、各粒子の重みを次式で更新する。

$$w_k^{(i)} = w_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_{k|k}^{(i)}) \quad (12)$$

また、全粒子の重みの和 \$W_k = \sum_{i=1}^N w_k^{(i)}\$ を求め、\$w_k^{(i)} = w_k^{(i)} / W_k\$ として重みを正規化する。

(d) 状態推定：\$N\$ 個の粒子の加重平均により、時刻 \$t_k\$ における推定値 \$\hat{\mathbf{x}}_k\$ を算出する。

$$\hat{\mathbf{x}}_k \approx \sum_{i=1}^N w_k^{(i)} \mathbf{x}_{k|k}^{(i)} \quad (13)$$

(e) リサンプリング：粒子の取捨選択を行う。粒子群 \$X_k\$ の各粒子を重み \$w_k^{(i)}\$ に比例する確率で復元抽出する。ここで復元抽出とは、重複を許したサンプル抽出を意味し、この処理により尤度の大きな粒子は増加、尤度の小さな粒子は消滅する。

(f) 更新：通常のパーティクルフィルタとは異なり、位置や速度ではなく、システム雑音 \$q_k^{(i)}\$ と観測雑音 \$r_k^{(i)}\$ に対して、正規分布に従うランダムな変化量を加える。

$$q_k^{(i)} = q_k^{(i)} + \Delta q_k^{(i)} \quad (14)$$

$$r_k^{(i)} = r_k^{(i)} + \Delta r_k^{(i)} \quad (15)$$

ここで、\$\Delta q_k^{(i)}\$ と \$\Delta r_k^{(i)}\$ は、それぞれ平均 0、分散 \$\sigma_q, \sigma_r\$ の正規乱数に従い決定する。\$\sigma_q, \sigma_r\$ は予めパラメータとして与える。後述する実験では \$\sigma_q = 0.1, \sigma_r = 5\$ とした。

2.2 システム雑音の推定 (観測雑音が既知の場合)

前節でシステム雑音及び観測雑音を同時に推定する手法について述べた。しかし、多くの場合、観測雑音の設定には、既知のレーダの観測精度を用いることができる。そこで本章では、システム雑音のみを推定する雑音推定型パーティクルフィルタについて検討する。

2.2.1 リサンプリング手法の変更

観測雑音の設定にレーダの観測精度の値を用いたカルマンフィルタにおいて、旋回運動時に追尾誤差が最小となるシステム雑音の値は、第3章で示す条件では運動の非線形性に依りて数十から数百程度の値となる。一方、等速直線運動に従う場合は、システム雑音は0に極めて近い値となるべきである。このように、等速直線運動とそれ以外の運動では、システム雑音の取るべき値の範囲が大きく異なり、予備実験の結果、前章の方法を単純に適用できないことが分かった。そこで、リサンプリング手法及び粒子情報の更新手法を変更した新たな手法を提案する。

変更したりサンプリング手法では、二種類の粒子群を生成し、それぞれスケールの異なる範囲に対して分布させることで、システム雑音の取りうる値の範囲に対応する。以下、変更したりサンプリング手法の概要を示す。

1. 前時刻 t_{k-1} の粒子群 X_{k-1} より、 X_k とは別に、二つの粒子群 $X_{k-1}^{\text{up}} = \left\{ \mathbf{x}_{k-1}^{\text{up},(i)}, w_{k-1}^{\text{up},(i)}, q_{k-1}^{\text{up},(i)} \right\}_{i=1}^N$, $X_{k-1}^{\text{down}} = \left\{ \mathbf{x}_{k-1}^{\text{down},(i)}, w_{k-1}^{\text{down},(i)}, q_{k-1}^{\text{down},(i)} \right\}_{i=1}^N$ を生成する。ここで、それぞれのシステム雑音を以下のように設定する。

$$q_{k-1}^{\text{up},(i)} = q_{k-1}^{\text{up},(i)} + \Delta q_{k-1}^{\text{up},(i)} \quad (16)$$

$$q_{k-1}^{\text{down},(i)} = \alpha q_{k-1}^{\text{down},(i)} \quad (17)$$

ここで、 $\Delta q_{k-1}^{\text{up},(i)}$ は平均0、分散 σ_{up} の正規乱数に従い決定する。また、 α は $[0, \sigma_{\text{down}}]$ での一様乱数である。 σ_{up} , σ_{down} はパラメータであり、 $\sigma_{\text{up}} \approx 100 \sim 1000$, $\sigma_{\text{down}} \approx 0.1$ とする。つまり、 X_k^{up} はシステム雑音の値を比較的大きな値の範囲に分布させた粒子群で、 X_k^{down} はシステム雑音の値が前時刻の値よりも小さくなるように分布させた粒子群である。

2. 生成した二つの粒子群 X_{k-1}^{up} , X_{k-1}^{down} に対して、予測処理、平滑処理、尤度計算を行い、現時刻におけるそれぞれの粒子群 X_k^{up} , X_k^{down} を生成する。
3. 二つの粒子群の中から、以下の条件で N 個の粒子を選択する。

- 観測値 z_k から、レーダの観測精度を考慮して定められた範囲内にある P 個の X_k^{down} 粒子を選択する。具体的には、レーダの観測精度を σ_R , X_k^{down} 粒子の選択範囲を C とすると、以下の式が成り立つ場合に $\mathbf{x}_k^{\text{down},(i)}$ を選択する。

$$|z_k - \mathbf{x}_k^{\text{down},(i)}| < C \cdot \sigma_R \quad (18)$$

ここで C の値は、全ての粒子の位置の分散値が大きい程小さく、粒子の位置分散値が小さい程大きくなるよう、シグモイド関数と全ての粒子の位置分散値 σ_x を用いて以下のように設定する。

$$C = \frac{c}{1 + e^{-a(-\sigma_x + b)}} + d \quad (19)$$

このとき、 a はゲイン、 b は x 軸オフセット、 c は大きさ、 d は y 軸オフセットを表す。これらのパラメータを調整することで、粒子の位置分散値に依りて、 C の値が $0.1 \sim 3$ 程の値に分布するように設定する。後述する実験では、 $a = 40$, $b = 0.14$, $c = 1.9$, $d = 0.1$ とした。

- $N - P$ 個の粒子を、 X_k^{up} の中から選択する。このとき、尤度の大きい粒子から順に選択する。

4. 現時刻の粒子 X_k を、3. の処理で選択された N 個の粒子で置き換える。

3 シミュレーション

計算機シミュレーションにより、従来手法であるカルマンフィルタや、通常のパーティクルフィルタとの比較を行い、直進時の平滑性能や、旋回時の追従性能などに関して評価を行う。

3.1 シミュレーション条件

レーダは原点に固定し、サンプリング間隔を $0.5[s]$ 、レーダの観測精度を距離方向 $30[m]$ 、角度 $0.2[deg]$ とする。目標の移動物体は、初期目標距離 $70[km]$ から、高度 $10[km]$ 、速度 $306[m/s]$ を維持しながら原点方向に進行する。運動シナリオは、直進シナリオと旋回シナリオを用いる。直進シナリオは、 $0-150[s]$ の間、原点方向への等速直進運動を維持する。旋回シナリオでは、 $50-100[s]$ の間で速度を一定に維持しつつ、水平に旋回運動を行う。旋回区間での回転数が1回転、4回転と非線形を変化させた2種類の旋回シナリオを用意した。

50回のモンテカルロシミュレーションによって推定値誤差のRMS (Root Mean Square) 値の時間推移を比較する。

比較対象は、システム雑音を小さく設定し、等速直線運動時に高い追尾性能を示すように調整した直進用カルマンフィルタと、システム雑音の値を1回転旋回運動に最適となるように調整した旋回用カルマンフィルタ、及び位置と速度を推定する通常のパーティクルフィルタの3種類である。通常のパーティクルフィルタの粒子数は200個、雑音推定型パーティクルフィルタの粒子数は100個としている。

3.2 システム雑音及び観測雑音の推定

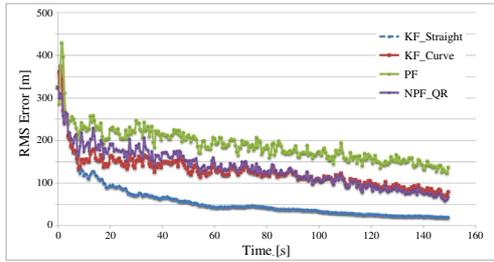
システム雑音と観測雑音の両方を同時に推定する雑音推定型パーティクルフィルタによる追尾結果を図1に示す。ただし、KF_Straightは直進用カルマンフィルタ、KF_Curveは旋回用カルマンフィルタ、PFは通常のパーティクルフィルタ、NPF_QRはシステム雑音及び観測雑音を推定した雑音推定型パーティクルフィルタである。また4回転時に推定されたシステム雑音及び観測雑音の値を図2に示す。

提案手法の直進時の平滑性能は、通常のパーティクルフィルタよりも向上しており、旋回用カルマンフィルタと同じか、または少し劣る程度の精度である。また旋回時の性能は、1回転のシナリオでは通常のパーティクルフィルタよりも良い。さらに4回転のシナリオでは、直進用カルマンフィルタや旋回用カルマンフィルタで追従遅れが生じているのに対し、提案手法は通常のパーティクルフィルタと同程度の精度である。これより、提案手法は異なるシナリオに対し、適応的に対応できることが確認できる。

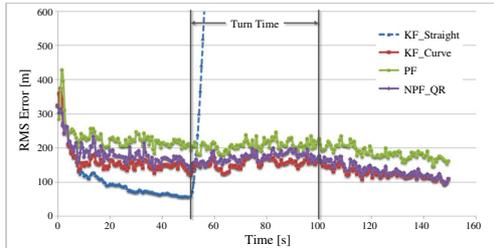
3.3 システム雑音のみの推定

システム雑音のみを推定する雑音推定型パーティクルフィルタによる追尾誤差の時間推移を図3に示す。ただし、NPF_Qはシステム雑音のみを推定した雑音推定型パーティクルフィルタである。

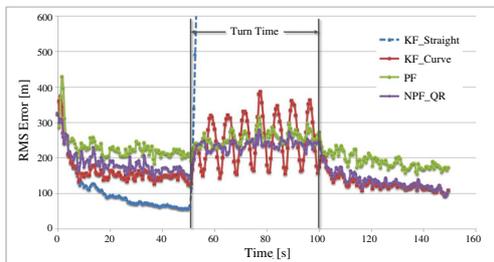
これより、直進時の平滑性能が通常のパーティクルフィルタに比べて大幅に改善されているのが確認できる。旋回時



(a) Straight



(b) 1 turn



(c) 4 turns

Fig.1 Tracking error (system and observation noises are estimated)

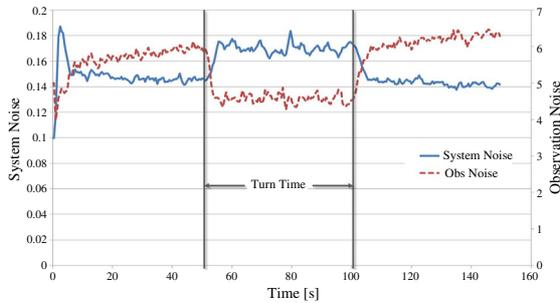
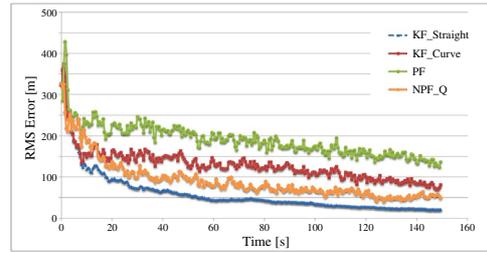


Fig.2 Estimated system and observation noises (4 turns)

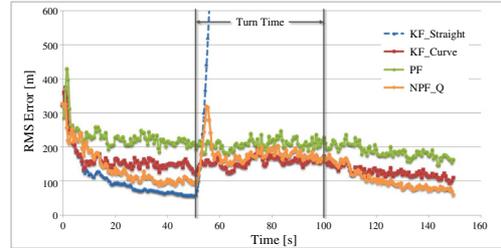
に関しては、4回転のシナリオでも通常型パーティクルフィルタより少ない誤差で追尾しており、直進、旋回共に提案手法の有効性が確認できる。しかし、旋回運動の開始時に一時的に大きな誤差が生じており、過渡応答が発生している。これは、直進運動が続く場合、ある程度観測の情報を無視して予測運動を行うため、旋回への対応が遅れるためと考えられる。

4 まとめ

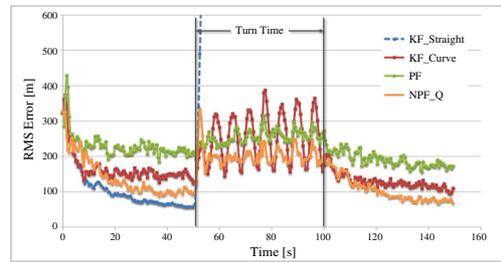
本論文では、レーダ目標追尾システムに用いる新たな追尾フィルタ手法として、雑音推定型パーティクルフィルタ



(a) Straight



(b) 1 turn



(c) 4 turns

Fig.3 Tracking error (system noise is estimated)

を提案した。本手法は、カルマンフィルタの雑音パラメータをパーティクルフィルタで推定することにより、運動特性の急激な変化にも適応的に対応しつつ、高い平滑性能を保持する追尾フィルタの実現を図るものである。本稿では、シミュレーションにより追尾精度評価実験を行い、提案手法が平滑性能の向上と、旋回時の安定性向上に対して有効であることを確認した。

謝辞 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金基盤研究(B)(課題番号 23360115)の支援を受けた。

文献

- [1] 小菅 義夫, 亀田 洋志, 真野 清司. レーダ目標追尾におけるカルマンフィルタと - フィルタ. 電気情報通信学会論文誌 B-II, Vol. J79-B-II, No.7, pp.414-421, 1996.
- [2] 小菅 義夫. レーダによる単一目標追尾法の現状と将来. 電気情報通信学会論文誌 B, Vol. J93-B, No.11, pp.1504-1511, 2010.
- [3] Gwennaél Gate, Amaury Breheret, and Fawzi Nashashibi. A Tutorial on Particle Filters for Online Nonlinear/Non-Gaussian Bayesian Tracking. IEEE TRANSACTIONS ON SIGNAL PROCESSING, VOL. 50, NO. 2, FEBRUARY 2002, pp. 76-81, 2009.