

雑音推定型 PHD パーティクルフィルタを用いたレーダによる複数目標追尾

○石橋 正教 (九州大学), 岩下 友美 (九州大学), 倉爪 亮 (九州大学)

Multi-target Radar Tracking with Noise-Estimation Particle PHD filter

○ Masanori ISHIBASHI (Kyushu University), Yumi IWASHITA (Kyushu University),
and Ryo KURAZUME (Kyushu University)

Abstract: This paper proposes a new multi-target tracking filter called noise-estimation particle PHD filter (NE-PHD filter). NE-PHD filter enables to track multiple targets simultaneously while estimating system and observation noises. The simulation results show NE-PHD filter has higher tracking performance than conventional particle PHD filter.

1. はじめに

レーダから得られた観測情報により、航空機等の位置や速度を正確に推定し、安定に追尾する技術は、航空管制の分野において基礎的かつ重要な技術である。複数目標の追尾では、レーダによる複数の観測情報から既存航跡の正確な追尾を維持するとともに、新たな観測目標を検出した場合には、適切にその航跡の追尾を開始する必要がある。しかし、通常、レーダによる観測情報には雑音が多く含まれ、追尾目標の観測値が正確に得られないだけでなく、目標以外からの誤探知情報を検知する場合もある。そのため、既存の航跡と観測情報の対応を推定し、正確な追跡を継続する相関処理が重要となる。

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、あらかじ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。運動モデルと完全には合致しない目標を追尾する場合、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な影響を及ぼす。しかし、多種多様かつ急旋回や急減速を行う航空機の挙動に対して、事前に適切なシステム雑音を設定することは困難である。さらに、観測値と推定値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も性能に影響を与える。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⁾。

この問題に対応するため、カルマンフィルタの駆動雑音と観測雑音のパラメータをパーティクルフィルタで推定することで、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最適な追従を行う雑音推定型パーティクルフィルタが提案された³⁾。しかしこの手法は単一目標を追尾する場合に限定されており、複数の目標を同時に追尾する問題については考慮されていなかった。

一方、パーティクルフィルタを用いた複数目標追尾の手法として、particle-PHD フィルタが提案されている⁴⁾。particle-PHD フィルタは複数の状態空間を単一の状態空間に圧縮し、全ての対象の確率分布の総和を粒子の集合で表現する手法である。しかし、この手法により推定できるのは各時刻における目標の位置情報のみであり、前時刻の推定航跡との対応は別に与える必要があった。そこで前回の推定航跡との関係を粒子が保存するように手法を改め、particle-PHD フィルタ自体が既存航跡との対応を推定する新たな particle-PHD フィルタが提案された⁵⁾。

本稿では上述した単一目標に対する雑音推定型パーティ

クルフィルタ³⁾を particle-PHD フィルタ⁵⁾と組み合わせ、複数目標へ拡張した新たな追尾フィルタを提案する。また、計算機シミュレーションにより、従来の particle-PHD フィルタとの性能比較を行ったので報告する。

2. 雑音推定型パーティクルフィルタ

移動体の追尾手法として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、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、最適なフィルタとなる。しかし急加速、急減速を行う観測目標のシステム雑音等を事前に最適に決定するには困難である。そこで、カルマンフィルタのシステム雑音、観測雑音をパーティクルフィルタで同定する、雑音推定型パーティクルフィルタが提案されている³⁾。これは、全ての粒子がシステム雑音、観測雑音の異なるカルマンフィルタを個々に保持し、通常のパーティクルフィルタと同様に、推定値と観測値との差に応じてパーティクルを取捨選択するものである。

雑音推定型パーティクルフィルタでは、時刻 t_k において粒子は $\mathbf{s}_k^i = \{\mathbf{x}_k^i, w_k^i, \mathbf{q}_k^i, \mathbf{r}_k^i\}$ で表され、位置と速度 \mathbf{x}_k^i 、重み w_k^i の他に、粒子毎のシステム雑音ベクトル \mathbf{q}_k^i と観測雑音ベクトル \mathbf{r}_k^i を持つ。各粒子は、カルマンフィルタと同様に予測、平滑の処理を行い、個々に推定値を算出する。

本手法における処理の流れを以下に示す。

- 1) 初期粒子発生: N 個の初期粒子 $\mathbf{s}_0^i = \{\mathbf{x}_0^i, w_0^i, \mathbf{q}_0^i, \mathbf{r}_0^i\}$ を発生させる。位置、速度、重みに関しては通常のパーティクルフィルタと同様に、またシステム雑音 \mathbf{q}_0^i と観測雑音 \mathbf{r}_0^i は、パラメータとして与えられる平均、分散に従う正規乱数で初期化する。
- 2) 予測: 予測処理は次式で表される。

$$\mathbf{x}_k^i(-) = \Phi_k \mathbf{x}_{k-1}^i(+)$$

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

ここで Φ_k は状態変化を表す係数行列、 $\mathbf{x}_k^i(-)$ は粒子の予測ベクトル、 $\mathbf{x}_k^i(+)$ は粒子の平滑ベクトルであり、それらの誤差共分散行列を $\mathbf{P}_k^i(-)$ 、 $\mathbf{P}_k^i(+)$ と表す。また、 \mathbf{Q}_k^i は各粒子が持つシステム雑音 \mathbf{q}_k^i の共分散行列である。

3) 平滑：平滑処理は次式で表される．

$$\mathbf{x}_k^i(+)=\mathbf{x}_k^i(-)+\mathbf{K}_k^i[\mathbf{z}_k-\mathbf{H}\mathbf{x}_k^i(-)] \quad (3)$$

$$\mathbf{P}_k^i(+)=\left(\mathbf{I}-\mathbf{K}_k^i\mathbf{H}\right)\mathbf{P}_k^i(-) \quad (4)$$

$$\mathbf{K}_k^i=\mathbf{P}_k^i(-)\mathbf{H}^T\left[\mathbf{H}\mathbf{P}_k^i(-)\mathbf{H}^T+\mathbf{R}_k^i\right]^{-1} \quad (5)$$

$\mathbf{R}_k^i(-)$ は各粒子が持つ観測雑音 \mathbf{r}_k^i の共分散行列である．式 (5) で算出されるカルマンゲイン \mathbf{K}_k^i も粒子毎に異なる値を持つ．

4) 尤度計算： N 個の粒子それぞれに対して，尤度 $p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k^i(-))$ を計算する．

$$p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k^i(-))=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s}\exp\left(\frac{-d_i^2}{2\sigma_s}\right) \quad (6)$$

ここで， σ_s は検証精度を示すパラメータ， d_i は \mathbf{x}_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．得られた尤度を用いて，各粒子の重みを次式で更新する．

$$w_k^i=w_{k-1}^i\cdot p(\mathbf{z}_k|\mathbf{x}_k^i) \quad (7)$$

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．

5) 状態推定： N 個の粒子 $\mathbf{s}_{k|k-1}^i$ の加重平均により，時刻 t_k における推定値 \hat{x}_k を算出する．

$$\hat{x}_k\approx\sum_{i=1}^N w_k^i\mathbf{x}_k^i \quad (8)$$

6) リサンプリング：粒子の取捨選択に，SIR(Sequential Importance Resampling) 法を用いる． N 個の粒子 $\mathbf{s}_{k|k-1}^i$ に対して，重み w_k^i に比例する確率で復元抽出し，新たな粒子 $\mathbf{s}_{k|k}^i$ を生成する．

7) 更新：通常のパーティクルフィルタとは異なり，粒子の位置，速度ではなく，システム雑音と観測雑音に対して誤差を付加する．

8) 2) ~ 7) を繰り返す．

3. particle-PHD フィルタ

文献⁵⁾ではparticle-PHD フィルタ⁴⁾を拡張し，複数目標に対する高性能なレーダ追尾を実現している．本節では文献⁵⁾で提案されたparticle-PHD フィルタの原理について述べる．

3.1 particle-PHD フィルタの原理

時刻 t_k において粒子は $\mathbf{s}_k^i=\{x_k^i, w_k^i, j_k^i\}$ で表され，位置，速度，重みの他に，前回の航跡と判定されたかを示す変数 j_k^i を持つ．時刻 $t_k(k>0)$ において，

1) 予測：前時刻から引き継いだ粒子を L_{k-1} 個とすると，現時刻の粒子は以下の式であらわされる．

$$x_k^i=\Phi_k\mathbf{x}_{k-1}^i, i=1, 2, \dots, L_{k-1} \quad (9)$$

また，追跡対象の増加を考慮し，毎時刻 J_k 個粒子を生成する．ここで， α は追跡対象 1 個に割り当てられる粒子数であり， P_B は新規目標の発生確率である．

$$J_k=\alpha\int P_B(x)dx \quad (10)$$

$$w_k^i=\frac{1}{\alpha}, i=L_{k-1}+1, L_{k-1}+2, \dots, L_{k-1}+J_k \quad (11)$$

ただし，新しく生成された粒子に対しては， $j_k=0$ とする．

2) 重み計算：PHD フィルタでは重みの計算を次式で行う．

$$w_k^i=w_{k-1}^i(1-P_D(x_k^i))+\sum_{m=1}^{M_k}\frac{P_D(x_k^i)L(z_k^m|x_k^i)}{\sum_{n=1}^{L_{k-1}+J_k}P_D(x_k^n)L(z_k^m|x_k^n)w_{k-1}^n} \quad (12)$$

ここで， w_k^i は時刻 t_k における i 番目の粒子の重みであり， z_k^m は時刻 t_k で得られた m 番目の観測値 (総数 M_k) である．また， $P_D(x_k^i)$ は粒子 x_k^i の位置の目標が探知できる確率を示す．

3) リサンプリング：粒子の重みに比例した確率で復元抽出を行う．PHD フィルタでは，ある領域内に存在する粒子の重みの総和をとると，その領域内に存在する追跡対象数の期待数 N_k となる．この期待値を用いて，次状態に残す粒子の個数 L_k を次式で決定する．

$$N_k=\sum_{n=1}^{L_{k-1}+J_k} w_n^i \quad (13)$$

$$L_k=\alpha N_k \quad (14)$$

4) 更新：粒子の位置と速度に対して誤差を与える．

5) クラスタリング：時刻 t_{k-1} に存在した航跡の番号の集合を \aleph_{k-1} とする．粒子 x_k^n の所属するクラスタの番号を c_k^n とする．

$$\{[x_k^{i_1}]_{i_1=1}^{N_k}, \{c_k^{i_1}\}_{i_1=1}^{L_k}\}=\text{Clustering}(x_k^{i_1}, N_k) \quad (15)$$

6) クラスタラベル付け：クラスタ既存航跡との相関を計算する．

$$Id(i_1)=\max_{i_2}\{\text{SumWgt}(i_1, i_2)\}; i_2=1, \dots, r_{max} \quad (16)$$

なお $\text{SumWgt}(i_1, i_2)$ はクラスタ i_1 に属する全ての粒子のうち $j=i_2$ であるものの尤度の合計である．

7) 相関関係決定：全てのクラスタに対して，

if $Id(i_1)=0$

新航跡

$$r=r_{max}+1$$

$$r_{max}=r_{max}+1$$

$$k_s=k$$

$$Id(i_1)=r$$

else

$\hat{x}_k^{i_1}$ に対応づけられた $Id(i_1)$ を \aleph_{k-1} から \aleph_k にコピーする．

8) 追尾終了： \aleph_{k-1} に存在したが，時刻 t_k で推定されなかった航跡は消滅したものとみなす．

4. 雑音推定型 PHD パーティクルフィルタ

本節では雑音推定型パーティクルフィルタと particle-PHD フィルタを組み合わせた，新たな雑音推定型 PHD パーティクルフィルタを提案する．

時刻 t_k において粒子は $\mathbf{s}_k^i = \{\mathbf{x}_k^i, w_k^i, j_k^i, \mathbf{q}_k^i, \mathbf{r}_k^i\}$ で表され、位置、速度、重みの他に、前回の航跡と判定されたかを示す変数 j_k^i 、粒子毎のシステム雑音ベクトル \mathbf{q}_k^i と観測雑音ベクトル \mathbf{r}_k^i を持つ。各粒子に対して、particle-PHD フィルタにより相関関係を推定しつつ、雑音推定型パーティクルフィルタと同様に予測、平滑の処理を行い、推定値を算出する。本手法における処理の流れを以下に示す。

時刻 $t_k (k > 0)$ において、

- 1) 予測：式 (1), (2) に従い、雑音推定型パーティクルフィルタにより予測粒子を作成する。同時に、式 (10) ~ (11) に従い、particle-PHD フィルタにより新たな粒子を生成する。
- 2) 平滑：式 (3) ~ (5) により各粒子を平滑化する。
- 3) 重み計算、リサンプリング：式 (12)~(14) により重みの計算、およびリサンプリングを行う。
- 4) 更新：雑音推定型パーティクルフィルタの手法により粒子に誤差を与える。
- 5) クラスタリング、ラベル付け、相関関係決定、追尾終了：particle-PHD フィルタの手法により各処理を行う。
- 6) 1) ~ 5) を繰り返す。

5. 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 particle-PHD フィルタとの比較を行い、直進時の平滑性能や、追尾維持率などに関して評価を行う。

5.1 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]、レーダの観測誤差を分散が距離方向 30[m]、角度 0.2[deg] の正規乱数で与える。推定航跡が最後まで同じ目標を追尾できるかを示す追尾成功率と、推定航跡と推定位置誤差の RMS(Root Mean Square) 値の時間推移を 50 回のモンテカルロシミュレーションによって比較する。シミュレーションは以下の 2 つのシナリオで行った。

シナリオ 1 2 つの移動物体 A, B がレーダに向かって 300[m/s] で接近し、レーダからの距離 50[km] の地点で高低差 300[m], 600[m], 900[m] で交差する

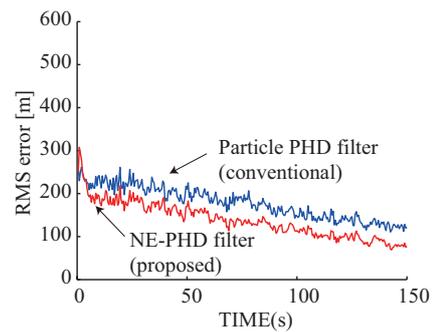
シナリオ 2 移動物体 A がレーダに向かって 300[m/s] で接近し、追尾開始後 50[s]~100[s] にかけて旋回したのち、再びレーダに向かって接近する。一方、移動物体 B は移動物体 A の追尾開始後 50[s] で発生し、直線運動を行う

5.2 シミュレーション結果

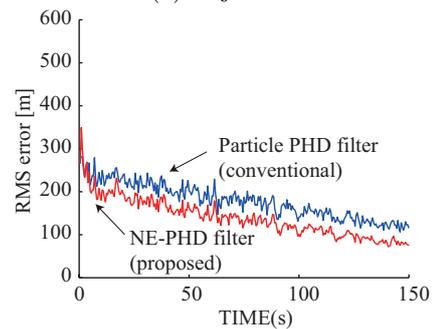
Table 1 に両シナリオの追尾成功率を示す。シナリオ 1 では、目標が接近した時に追尾対象を違える場合が多かったが、目標同士が接近している場合でも、提案手法はより安定して追尾できていることが確認できる。一方、シナリオ 2 では、新規発生した物体 B の追尾が安定する前に、物体 B を失探知し、その後新たな物体が発生したと誤判定される場合があったが、提案手法はより安定して対応していることがわかる。

また、Figs.1~4 に RMS 値の時間推移を示す。提案手法は、直進時は particle-PHD よりも高精度で、かつ旋回時に

は particle-PHD フィルタと同精度で追尾していることが確認できる。



(a) object A



(b) object B

Fig.1 RMS errors (straight trajectories with vertical interval of 900[m])

6. まとめ

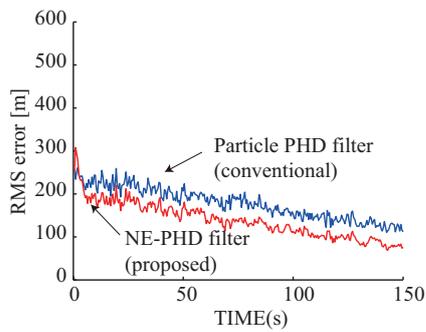
本稿では、雑音推定型パーティクルフィルタと particle-PHD フィルタを組み合わせた新たな追尾フィルタを提案し、その追尾性能を確認した。今後は、誤探知や失探知に対する対策を行うべく、アルゴリズムを改良する予定である。

文献

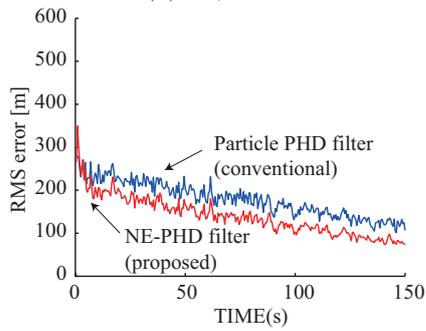
- [1] 小菅 義夫, 亀田 洋志, 真野 清司, “レーダ目標追尾におけるカルマンフィルタと α - β フィルタ”, 電子情報通信学会論文誌 B-II, Vol. J79-B-II, No.7, pp.414-421, 1996
- [2] 小菅 義夫, “レーダによる単一目標追尾法の現状と将来”, 電子情報通信学会論文誌 B, Vol. J93-B, No.11, pp.1504-1511,

Table 1 Success rate

Vertical interval	Conventional [%]	Proposed [%]
300[m]	54	78
600[m]	96	98
900[m]	100	100
New object appeared	74	92

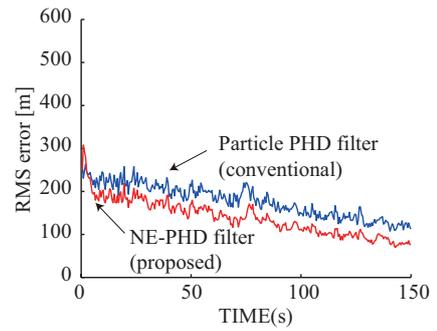


(a) object A

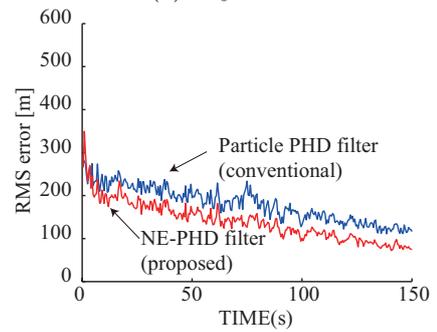


(b) object B

Fig.2 RMS errors (straight trajectories with vertical interval of 600[m])



(a) object A

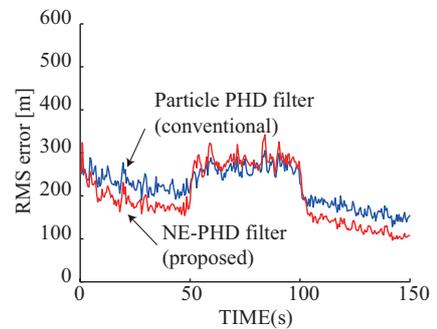


(b) object B

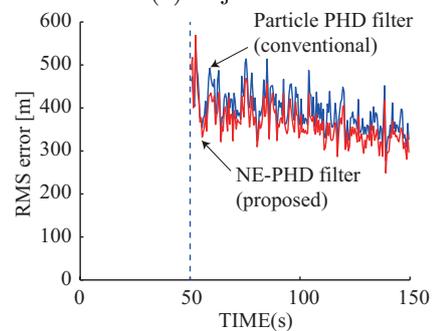
Fig.3 RMS errors (straight trajectories with vertical interval of 300[m])

2010

- [3] 光益 義幸, 河村 晃宏, 倉爪 亮, 長谷川 勉, “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”, 日本機械学会ロボティクスメカトロニクス講演会 2012, 1A2-A10, 2012
- [4] B. Vo, S. Singh, and A. Doucet, “Sequential Monte Carlo Implementation of the PHD Filter for Multi-Target Tracking”, Proc. of Fusion 2003, pp.792-799, 2003
- [5] K. Panta, B. Vo, and S. Singh, “Improved Probability Hypothesis Density (PHD) Filter for Multitarget Tracking”, Proc. of Third International Conference on Intelligent Sensing and Information Processing (ICISIP 2005), pp.213-218, 2005



(a) object A



(b) object B

Fig.4 RMS errors in case that new object B appeared at 50[s] (straight and curved trajectories)