

EK-GMPHD 滤波算法

赵斌, 胡建旺, 吉兵
(军械工程学院信息工程系, 石家庄 050003)

摘要: 针对杂波环境下多目标数目时变的跟踪问题, 提出了一种适用于非线性系统的扩展卡尔曼-高斯混合概率假设密度滤波算法(EK-GMPHD)。对高斯分量进行递推时, 利用扩展卡尔曼滤波器思想进行局部线性化, 解决了量测方程和状态方程的非线性问题; 在缩减高斯项数目时, 建立了一种新的合并准则, 综合考虑了高斯分量协方差对估计精度的影响; 利用当前时刻目标估计数目对前一时刻的目标估计数目进行平滑, 消除了孤立点的影响; 仿真结果表明, 该算法可有效滤除杂波影响, 准确估计多目标数目和状态。

关键词: 多目标跟踪; 概率假设密度; 高斯混合; 扩展卡尔曼; 合并准则

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2015)11-0084-05

EK-GMPHD Filter Algorithm

ZHAO Bin, HU Jian-wang, JI Bing
(Department of Information Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: For the problem of time-varying multi-target tracking in clutter environment, the Extended Kalman-Gaussian Mixture Probability Hypothesis Density (EK-GMPHD) filter algorithm applicable to non-linear system is presented. In recursion of Gaussian component, the extended Kalman filter is used for local linearization, which solves the non-linear problem of measurement equation and state equation. In reducing the number of Gaussian terms, a new merge criterion is established, which gives consideration to the influence of Gaussian component covariance on the estimation accuracy. The estimated number of targets at the current moment is used to smooth the estimated number of targets at the previous moment, thus can eliminate the influence of outlier. Simulation results show that the proposed algorithm can effectively filter out clutter, and accurately estimate the number and state of multiple targets.

Key words: multi-target tracking; probability hypothesis density; Gaussian mixture; extended Kalman; merge criterion

0 引言

多目标跟踪技术被广泛应用于空中导弹防御、跟踪与攻击、超视距多目标探测、空中交通管制、海洋监视和机器视觉等领域, 它是一种从目标量测和杂波中估计出目标数目和目标状态的方法。然而在多目标跟踪中, 存在着目标数目未知且随时间变化、探测概率未知、虚警概率大、目标杂波多、甚至有对抗性干扰等不利因素, 这些因素将严重影响多目标的有效跟踪。传统的多目标跟踪技术主要采用“量测-航迹”的数据关联方法建立起目标与量测的对应关系, 在数据关

联中较为有效的两种关联方法是联合概率数据关联(JPDA)^[1]和多假设跟踪(MHT)^[2]。然而, 当多目标数和回波数增加时, JPDA 会出现“组合爆炸”的问题, 计算量呈指数增加, 而 MHT 由于大量的“迭代”会耗费计算时间^[3]。2003年, MAHLER 将随机有限集应用到多目标跟踪中, 提出了概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波器^[4], 避免了复杂的数据关联。该方法通过递推随机有限状态集的一阶矩, 然后从估计的一阶矩中提取各个目标的状态信息来实现多目标的跟踪。在求解 PHD 过程中存在着复杂的积分运算, PHD 的应用因此受到限制, 文献[5]提出了序列蒙特卡罗概率假设密度(SMCPHD)滤波算法, 该算法不受系统模型的限制, 适用于非线性系统, 但会存在粒子的“退化”和“贫化”现象, 严重影响目标跟踪效果, 且在状态提取过程中, 需要采用聚类技术, 增加了算法的复杂度; 文献[6]

收稿日期: 2015-01-22

修回日期: 2015-03-10

作者简介: 赵斌(1990—), 男, 四川德阳人, 硕士生, 研究方向为信息融合。

提出具有闭合解的高斯混合概率假设密度(GMPHD)滤波算法,有效地实现了对数目时变的多目标跟踪,但该算法仅适用于线性高斯情况,并且需要满足严格的高斯假设条件。

本文在 GMPHD 的基础上,利用扩展卡尔曼思想^[7]进行局部线性化,放宽了 GMPHD 的适用条件,并综合考虑参与合并的高斯分量协方差,提出将参与合并的所有高斯分量的均值和协方差都作为合并距离的组成要素,以此来削减大协方差分量对结果的影响。同时,在估计目标数目中,提出利用平滑的思想对前一时刻的估计量进行修正,剔除了孤立点的影响。

1 PHD 滤波器

基于随机有限集的 PHD 滤波方法把目标的状态和量测分别看作是随机的单目标状态集合和单传感器量测集合,从而将多目标跟踪问题转化为在集合意义上的单目标跟踪问题,避免了从量测到航迹的关联问题。PHD 滤波器主要通过 PHD 的预测和更新来实现递推^[8],其预测的 PHD 可表示为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) = \gamma_k(\mathbf{x}_k) + \int D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) D_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{Z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1} \quad (1)$$

式中: $D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) = b_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) + P_S f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$; $\gamma_k(\mathbf{x}_k)$ 为新生目标的 PHD; $b_{k|k-1}$ 为存在目标所衍生的目标 PHD; P_S 为目标存活概率; $f(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1})$ 为状态转移概率密度。

当 k 时刻的量测有效时,其更新 PHD 可表示为

$$D_k(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) = (1 - P_D) D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) + \sum_{z \in \mathbf{Z}_k} \frac{P_D D_k(z)}{\lambda_c c_k(z) + P_D D_k(z)} D_k(\mathbf{x}_k | z_k) \quad (2)$$

式中:

$$D_k(z) = \int g_k(z | \mathbf{x}_k) D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_k \quad (3)$$

$$D_k(\mathbf{x}_k | z_k) = \frac{g_k(z | \mathbf{x}_k) D_{k|k-1}(\mathbf{x}_k | \mathbf{Z}_{1:k-1})}{D_k(z)} \quad (4)$$

式中: P_D 为检测概率; $g_k(z | \mathbf{x}_k)$ 为似然函数; λ_c 表示每次扫描的平均杂波个数(通常假设为泊松分布); $c_k(z)$ 为杂波的分布函数。

2 扩展卡尔曼-高斯混合概率假设密度滤波器(EK-GMPHD)

2.1 GMPHD 滤波器假设条件

文献[9]证明了 GMPHD 滤波器具有 L_1 强一致收敛的性质。因此,可以将混合高斯的方法运用到 PHD 滤波问题中,避免了复杂的积分运算。在利用 GMPHD 滤波算法时,除了要满足 PHD 滤波器常用的假设外,

还需要满足以下假设:

- 1) 单目标的马尔可夫转移密度和似然函数都是线性高斯的;
- 2) 目标存活概率 P_S 为常数,检测概率 P_D 为常数;
- 3) 目标新生和衍生过程的 PHD 都是混合高斯形式。

2.2 EK-GMPHD 滤波算法

为了放松 GMPHD 的限制条件,扩大其适用范围,可利用扩展卡尔曼方法对 GMPHD 的高斯分量($w_{k|k}^i, \mu_{k|k}^i, P_{k|k}^i$)进行递推,但该方法受到非线性度的限制,在非线性度不高时,具有较好的跟踪效果。

对于非线性系统方程

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}) + \omega_k \quad (5)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k) + v_k \quad (6)$$

EK-GMPHD 算法的具体实现过程如下所述。

- 1) 初始化。假设在 0 时刻,初始化为具有 J_0 个分量的混合高斯分布,即

$$D_0(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_0} w_0^i \cdot N(\mathbf{x}; \mu_0^i, P_0^i) \quad (7)$$

- 2) 预测。在预测阶段,新生目标和衍生目标密度可分别用高斯混合形式表示为

$$\gamma_k(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{\gamma k}} w_{\gamma k}^i \cdot N(\mathbf{x}; \mu_{\gamma k}^i, P_{\gamma k}^i) \quad (8)$$

$$b_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{b k}} w_{b k}^i \cdot N(\mathbf{x}; \mu_{b k}^i, P_{b k}^i) \quad (9)$$

式中, $J_{\gamma k}$ 和 $J_{b k}$ 分别为目标新生和目标衍生密度的高斯分量总数,由于高斯混合形式是一个强度函数而不是一个概率分布,所以其权值之和表示目标数目^[10]。由此可得预测 PHD 函数为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = D_{s,k|k-1}(\mathbf{x}) + D_{b,k|k-1}(\mathbf{x}) + \gamma_k(\mathbf{x}) \quad (10)$$

式中, $D_{s,k|k-1}(\mathbf{x})$ 和 $D_{b,k|k-1}(\mathbf{x})$ 分别表示存活目标和衍生目标的 PHD,即

$$D_{s,k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{s,k|k-1}} w_{s,k|k-1}^i \cdot N(\mathbf{x}; \mu_{s,k|k-1}^i, P_{s,k|k-1}^i) \quad (11)$$

$$D_{b,k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{r=1}^{J_{b,k|k-1}} w_{b,k|k-1}^r \cdot N(\mathbf{x}; \mu_{b,k|k-1}^r, P_{b,k|k-1}^r) \quad (12)$$

采用基于局部线性化的 EK 算法进行分量的递推,则式中 $\mu_{s,k|k-1}^i = f(\mu_{s,k-1}^i)$, $w_{s,k|k-1}^i = P_{s,k} w_{s,k-1}^i$, $\mu_{b,k|k-1}^j = \mu_{b,k-1}^j + \mu_{b,k}^j$, $P_{b,k-1}^j = P_{b,k-1}^j + P_{b,k}^j$, $P_{s,k|k-1}^i = F_{k-1}^i P_{k-1}^i (F_{k-1}^i)^T + Q_k$, $F_{k-1}^i = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mu_{s,k-1}^i}$ 。

于是,预测 PHD 可进一步写成

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^i \cdot N(\mathbf{x}; \mu_{k|k-1}^i, P_{k|k-1}^i) \quad (13)$$

式中, $J_{k|k-1} = J_{b,k|k-1} + J_{\gamma,k} + J_{k-1}$ 。

- 3) 更新。在更新阶段,其 PHD 可记为

$$D_k(\mathbf{x}) = (1 - P_D)D_{klk-1}(\mathbf{x}) + \sum_{\mathbf{z} \in \mathbf{Z}_k} D_{L,k}(\mathbf{Z}|\mathbf{x}) \quad (14)$$

$$D_{L,k}(\mathbf{Z}|\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} w_k^i N(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}_k^i, \mathbf{P}_k^i) \quad (15)$$

$$\text{式中: } w_k^i = \frac{P_D w_{klk-1}^i g(\mathbf{z}|\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i)}{\lambda_c c_k(\mathbf{z}) + \sum_{i=1}^{J_{klk-1}} w_{klk-1}^i g(\mathbf{z}|\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i)}, g(\mathbf{z}|\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i) = N(\mathbf{z}; h(\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i), \mathbf{S}_k^i), \boldsymbol{\mu}_k^i = \boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i + \mathbf{K}_k^i[\mathbf{z} - h(\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i)], \mathbf{P}_k^i = (\mathbf{I}_{n_k} - \mathbf{K}_k^i \mathbf{H}_k^i) \mathbf{P}_{klk-1}^i, \mathbf{K}_k^i = \mathbf{P}_{klk-1}^i (\mathbf{H}_k^i)^T (\mathbf{S}_k^i)^{-1}, \mathbf{S}_k^i = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k^i \mathbf{P}_{klk-1}^i (\mathbf{H}_k^i)^T, \mathbf{H}_k^i = \left. \frac{\partial h}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\boldsymbol{\mu}_{klk-1}^i}.$$

由此可知,经过 PHD 更新后, k 时刻总的高斯分量个数为 $J_k = (1 + |\mathbf{Z}_k|)J_{klk-1}$ ($|\mathbf{Z}_k|$ 表示集合 \mathbf{Z}_k 的势,即元素的个数)。这样,后验概率密度的高斯项随时间变化将会无限制地增加,为了解决这个问题,需要采用剪枝、合并等措施将其控制在一定的数目范围内。

4) 剪枝与合并。假定当前的高斯分量集为 $(w_k^i, \boldsymbol{\mu}_k^i, \mathbf{P}_k^i), i=1, \dots, J_k$ 。文献[9]提出采用下式定义的合并距离

$$d_{i,j} \triangleq (\boldsymbol{\mu}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k^j)^T (\mathbf{P}_k^i)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k^j) \quad (16)$$

给定 $\{w_k^i, \boldsymbol{\mu}_k^i, \mathbf{P}_k^i\}_{i=1}^{J_k}$ 一个剪枝阈值 U_p 和合并阈值 U_m , 并且允许的最大高斯分量数为 J_{\max} , 令 $l=0, I = \{i=1, \dots, J_k | w_k^i > U_p\}$, 则合并算法的具体实现如下。

算法1 合并算法。

while $I \neq \emptyset$

$l = l + 1$

$j = \operatorname{argmax}\{w_k^i\}_{i \in I}$

$L = \{i \in I | (\boldsymbol{\mu}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k^j)^T (\mathbf{P}_k^i)^{-1} (\boldsymbol{\mu}_k^i - \boldsymbol{\mu}_k^j) \leq U_m\}$

$\tilde{w}_k^l = \sum_{i \in L} w_k^i$

$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^l = \frac{1}{\tilde{w}_k^l} \sum_{i \in L} w_k^i \boldsymbol{\mu}_k^i$

$\tilde{\mathbf{P}}_k^l = \frac{1}{\tilde{w}_k^l} \sum_{i \in L} w_k^i (\mathbf{P}_k^i + (\boldsymbol{\mu}_k^i - \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^l)(\boldsymbol{\mu}_k^i - \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^l)^T)$

$I = I - L$

end

如果 $l > J_{\max}$, 用最大的 J_{\max} 高斯分量代替 $\{\tilde{w}_k^l, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^l,$

$\tilde{\mathbf{P}}_k^l\}_{i=1}^l$, 输出 $\{\tilde{w}_k^i, \tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^i, \tilde{\mathbf{P}}_k^i\}_{i=1}^l$ 作为剪枝合并的高斯分量组成。

为了对该合并准则进行分析,这里简单考虑两个高斯分量 $\{w^1, \boldsymbol{\mu}^1, \mathbf{P}^1\}$ 和 $\{w^2, \boldsymbol{\mu}^2, \mathbf{P}^2\}$, 假设 $w^2 \geq w^1$ 。如果 $(\boldsymbol{\mu}^1 - \boldsymbol{\mu}^2)^T (\mathbf{P}^1)^{-1} (\boldsymbol{\mu}^1 - \boldsymbol{\mu}^2) \leq U_m$, 根据算法可知,这两个高斯分量会被合并。而这种合并准则存在以下缺点: ① \mathbf{P}^2 不会影响合并结果; ② 如果 \mathbf{P}^1 相对较大, 则会满足合并条件, 也就是说, 不可靠的目标会被放进有较大权值的目标组中; ③ 不可靠的目标(例如一个有很大方差的目标)将满足合并准则, 并且它的相对权重会影响合并后所生成新成分的均值。

算法的第③个缺陷可以通过合并高斯分量的协方差形成分量均值的加权和

$$\tilde{\boldsymbol{\mu}}_k^l = \left(\sum_{i \in L} w_k^i (\mathbf{P}_k^i)^{-1} \right)^{-1} \sum_{i \in L} w_k^i (\mathbf{P}_k^i)^{-1} \boldsymbol{\mu}_k^i \quad (17)$$

来减轻具有大的协方差的高斯分量的影响。

对于上述提到的缺点,借鉴文献[11]中提到的处理方法,考虑将 $\boldsymbol{\mu}^1$ 作为一个观测量(测量的协方差是 \mathbf{P}^1), 那么,对于随机变量 $\mathbf{x} \sim N(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}^2, \mathbf{P}^2)$, 如果满足 $N(\boldsymbol{\mu}^1; \boldsymbol{\mu}^2, \mathbf{P}^1 + \mathbf{P}^2) \geq \lambda$, 则将这两个量合并, 其中, $\lambda = (2\pi)^{-d/2} \cdot \exp((-1/2) \tilde{U}_m)$, d 是 $\boldsymbol{\mu}^1$ 的维数。也就是说, 如果

$$(\boldsymbol{\mu}^1 - \boldsymbol{\mu}^2)^T (\mathbf{P}^1 + \mathbf{P}^2)^{-1} (\boldsymbol{\mu}^1 - \boldsymbol{\mu}^2) \leq \tilde{U}_m - \ln[\det(\mathbf{P}^1 + \mathbf{P}^2)] \quad (18)$$

则合并这两个分量。一般地, 可将式(16)的合并距离变为

$$d_{i,j} = (\boldsymbol{\mu}^i - \boldsymbol{\mu}^j)^T (\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j)^{-1} (\boldsymbol{\mu}^i - \boldsymbol{\mu}^j) + \ln[\det(\mathbf{P}^i + \mathbf{P}^j)] \quad (19)$$

式中, $\det(\cdot)$ 表示求矩阵行列式。将算法1中的合并距离用该式替换, 即得到了能有效削减高斯分量协方差影响的合并方法, 这种方法的优点是: ① \mathbf{P}^1 和 \mathbf{P}^2 都影响合并决定; ② 由于式(19)中右边第二项的存在, 合并条件对较大协方差的敏感度降低。

5) 状态估计。在经过上述4个步骤后得到 k 时刻的高斯分量 $\{w_k^i, \boldsymbol{\mu}_k^i, \mathbf{P}_k^i\}_{i=1}^{J_k}$, 此时, 目标数目的期望值为

$$N_k = \sum_{i=1}^{J_k} w_k^i \quad (20)$$

在目标数目估计时, 会出现一些偏离平均值的孤立点, 影响了目标数目的判断。因此, 本文提出利用前后相邻两时刻的目标数目估计结果对中间时刻的目标数目估计结果进行修正, 即在得到当前时刻的数目估计值后对前一时刻的估计值进行修正。其具体的算法如下。

算法2 数目估计平滑算法。设置修正阈值 U_c 。

if $k \geq 3$

if $N_k - N_{k-1} > U_c$ && $N_{k-2} - N_{k-1} > U_c$

$$N_{k-1} = \frac{(N_k + N_{k-2})}{2}$$

else if $N_k - N_{k-1} < -U_c$ && $N_{k-2} - N_{k-1} < -U_c$

$$N_{k-1} = \frac{(N_k + N_{k-2})}{2}$$

end

end

再根据目标状态估计算法得到目标状态的估计, 其具体实现如下。

算法3 状态估计。得到 $\hat{\mathbf{x}}$ 即多目标状态估计。

$\hat{\mathbf{x}} = []$

for $i = 1: J_k$

if $w_k^i > 0.5$

for $j = 1: \operatorname{round}(w_k^i)$

```

 $\hat{X} = [\hat{X}, \hat{\mu}_k^i]$ 
end
end
end

```

3 仿真实验与分析

目标的监测区域为 $[-100, 100] \times [-100, 100]$ ，待估目标状态为其位置的二维坐标和相应的速度，量测为其位置的二维坐标。假设杂波出现服从泊松分布，该过程中没有衍生目标出现。

$$F = \begin{pmatrix} 1 & \frac{\sin wT}{w} & 0 & -\frac{1 - \cos wT}{w} \\ 0 & \cos wT & 0 & -\sin wT \\ 0 & \frac{1 - \cos wT}{w} & 1 & \frac{\sin wT}{w} \\ 0 & \sin wT & 0 & \cos wT \end{pmatrix}, H = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix},$$

$$R = \begin{pmatrix} 0.25 & 0 \\ 0 & 0.25 \end{pmatrix}, Q = \begin{pmatrix} T^2/2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & T^2/2 & T \end{pmatrix}^T.$$

采样时间间隔 $T=1$ s, $w=\pi/150$, 检测概率为 $P_D=0.9$, 存活概率为 $P_S=0.99$, 杂波平均数为 10, 最大高斯数 $J_{max}=100$, 修剪门限 $U_p=10^{-5}$, 合并门限 $\tilde{U}_m=5$, OP-SA 的参数 $p=2, c=70$, 跟踪时长为 50 个采样周期。仿真结果如图 1 ~ 图 5 所示。

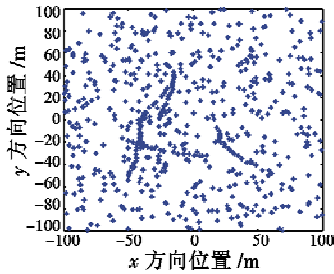


图 1 多目标量测值

Fig.1 Multi-target measurement

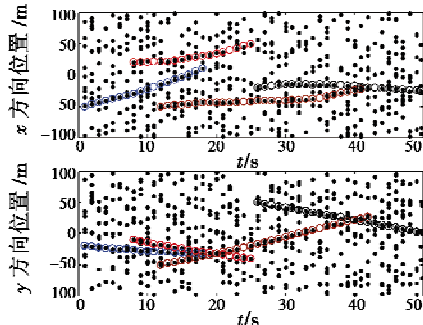


图 2 多目标在 x, y 方向上的航迹

Fig.2 Multi-target trajectory in x and y direction

图 1 所示为多目标位置的测量值,从图中可以看出,目标所处环境存在大量的杂波、虚警等干扰因素,源自目标的观测数据和源自各种干扰的数据混合叠加

在一起。

图 2 所示为目标分别在 x, y 方向上的观测值和随时间的真实运动轨迹,从图中可以看出,目标数目随时间并不是恒定不变的,在不同时刻的目标数目可以是不同的。

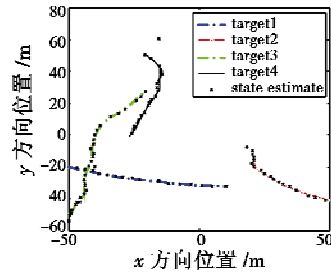


图 3 多目标真实航迹及状态估计

Fig.3 Multi-target trajectory in x-y plane and the state estimation

图 3 所示为目标的真实位置与状态估计结果,从图中可以看出,尽管多目标的观测数据含有诸多杂波等于干扰因素,但在经过 EK-GMPHD 滤波器后,这些因素的影响都被严格限制了,得到了多目标的状态估计量,且状态估计量能很好地跟踪目标的真实运动状态,实现了对多目标的跟踪,表明了该算法是切实可行的。

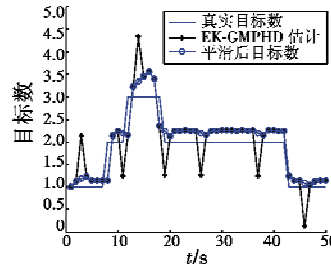


图 4 目标数目

Fig.4 Number of targets

图 4 所示为在不同时刻上多目标的真实数目以及经过 EK-GMPHD 滤波器处理后的目标数目估计值。算法对目标数目的估计基本接近真实值,且在经过平滑处理后,目标的数目估计更加准确。

图 5 所示为目标估计的 OSPA 距离^[12],它是对估计得到的状态集与真实状态集之间距离的度量,其物理意义为最小平均意义下的均方根误差距离。

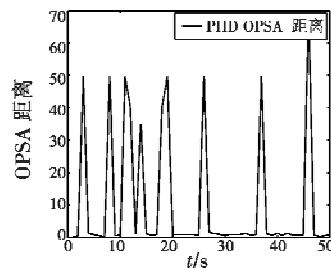


图 5 OSPA 距离

Fig.5 OSPA distance

4 结 论

对于杂波环境下目标数目时变的多目标跟踪问题,本文给出的 EK-GMPHD 滤波处理框架能够有效地跟踪多个目标,放松了对 GMPHD 的限制条件,并能对目标的数目及目标的状态做出有效估计。在高斯分量的合并过程中,考虑了分量协方差对合并结果的影响,给出了一种克服具有较大协方差不稳定高斯分量影响的合并准则。同时,在目标数目估计时,利用平滑的思想对估计结果进行修正,剔除了孤立点的影响。仿真结果表明,该算法能准确跟踪杂波环境下的多目标。

参 考 文 献

- [1] FORTMANN T E, BAR-SHALOM Y, SCHEFFE M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 1983, 8(7):173-184.
 - [2] BLACKMAN S. Multiple hypothesis tracking for multiple target tracking [J]. *IEEE Aerospace and Electronic Systems*, 2004, 19(1):5-18.
 - [3] 吉嘉,黄高明,吴鑫辉,等. 一种基于随机集的 PHD 多目标多传感器关联算法 [J]. *电子信息对抗技术*, 2014, 29(2):17-21. (JI J, HUANG G M, WU X H, et al. A PHD algorithm of multi-target multi-sensor association based on random finite set [J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2014, 29(2):17-21.)
 - [4] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Transaction on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, 39(4):1152-1178.
 - [5] VO B N, SINGH S, DOUCET A. Sequential Monte Carlo methods for multi-target filtering with random finite sets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2005, 41(4):1224-1245.
 - [6] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11):4091-4104.
 - [7] 王品,谢维信,刘宗香,等. 一种非线性 GM-PHD 滤波新方法 [J]. *电子学报*, 2012, 40(8):1597-1602. (WANG P, XIE W X, LIU Z X, et al. A novel Gaussian mixture PHD filter for nonlinear models [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(8):1597-1602.)
 - [8] 蒋红旗,卢大威,刘本源,等. 多源多目标统计信息融合 [M]. 北京:国防工业出版社,2013. (JIANG H Q, LU D W, LIU B Y, et al. *Statistical multisource-multitarget information fusion* [M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.)
 - [9] DANIELI C, VO B N. Convergence analysis of the Gaussian mixture PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2007, 55(4):1204-1212.
 - [10] PIKORA K, EHLERS F. Analysis of the FKIE passive radar data set with GMPHD and GMCPHD [C]//The 16th International Conference on Information Fusion, IEEE, Istanbul, 2013:272-279.
 - [11] BLACKMAN S, POPOLI R. Design and analysis of modern tracking systems [M]. Norwood, MA: Artech House, 1999.
 - [12] RISTIC B. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2011, 59(1):3452-3457.
-
- (上接第 83 页)
- tem [C]//Proceedings of SPIE 4067, Visual Communications and Image Processing, 2000:419-428.
 - [3] 于瑶瑶. 无人机影像快速拼接关键技术研究 [D]. 郑州:中国人民解放军信息工程大学, 2012. (YU Y Y. Research on key technologies of UAV images fast mosaic [D]. Zhengzhou: PLA Information Engineering University, 2012.)
 - [4] KUMLER J, BANER M. Fisheye lens designs and their relative performance [C]//Proceedings of SPIE 4093, 2000:360-369.
 - [5] 贾云得,吕宏静,刘万春. 鱼眼变形立体图像恢复稠密深度图的方法 [J]. *计算机学报*, 2000, 23(12):1332-1336. (JIA Y D, LYU H J, LIU W C. Fish-eye lens camera stereo vision for dense depth map recovery [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2000, 23(12):1332-1336.)
 - [6] BAKER S, NAYAR S K. A theory of single viewpoint catadioptric image formation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1999, 35(2):175-196.
 - [7] 曾吉勇,苏显渝. 抛物面折反射全景成像系统 [J]. *光子·激光*, 2003, 14(5):485-488. (ZENG J Y, SU X Y. Paraboloidal catadioptric omnidirectional imaging systems [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2003, 14(5):485-488.)
 - [8] 王敏,周树道,张水平,等. 全景立体成像技术浅述 [J]. *信息技术*, 2014(5):26-30. (WANG M, ZHOU S D, ZHANG S P, et al. Discussion on panoramic stereo imaging technology [J]. *Information Technology*, 2014(5):26-30.)
 - [9] 徐玮,王炜,张茂军,等. 一种虚拟实景空间的自动生成系统 [J]. *系统仿真学报*, 2006, 21(3):362-367. (XU W, WANG W, ZHANG M J, et al. Automatic system of creating virtual reality space [J]. *Journal of System Simulation*, 2006, 21(3):362-367.)