第 35 卷第 7 期
2018 年 7 月

控 制 理 论 与 应 用
Control Theory & Applications

Vol. 35 No. 7
Jul. 2018

DOI: 10.7641/CTA.2017.70386

基于多帧杂波稀疏度估计的无源协同定位

郭云飞[1†], 潘金星[1], 才　智[2]

(1. 杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018;

2. 中国电子科技集团 第二十八研究所, 江苏 南京 210007)

摘要: 针对杂波密度未知时的多目标无源协同定位问题, 提出一种基于多帧杂波稀疏度估计(multi-scan clutter sparsity estimation, MCSE)和高斯混合概率假设密度(Gaussian mixture probability hypothesis density, GMPHD)的多目标无源协同定位算法. 首先, 构建高斯混合后验强度和杂波密度估计之间的反馈模型, 利用门限技术在线剔除潜在的目标测量, 以减少目标测量对杂波密度估计的干扰. 其次, 基于多帧杂波稀疏度估计, 实现非均匀分布的杂波密度的在线估计, 进一步提高杂波密度未知时的多目标跟踪性能. 仿真验证了所提算法的有效性.

关键词: 无源协同定位; 未知杂波密度; 杂波稀疏度估计; 概率假设密度; 高斯混合

引用格式: 郭云飞, 潘金星, 才智. 基于多帧杂波稀疏度估计的无源协同定位. 控制理论与应用, 2018, 35(7): 981 – 987

中图分类号: TP274　　　**文献标识码**: A

Passive coherent location with multi-scan clutter sparsity estimation

GUO Yun-fei[1†], PAN Jin-xing[1], CAI Zhi[2]

(1. Automation School, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China;
2. No. 28 Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Nanjing Jiangsu 210007, China)

Abstract: In order to solve the problem of multi-target passive coherent location in clutter with unknown density, a multi-scan clutter sparsity estimation and Gaussian mixture probability hypothesis density (MCSE–GMPHD) based multi-target passive coherent location algorithm is proposed. First, a feedback model that connecting the Gaussian mixture posteriori intensity with the clutter density estimation is constructed. The potential target-originated measurements are eliminated by a designed threshold, which helps to reduce the effect on the clutter density estimation of the target-originated measurements. Second, a multi-scan clutter sparsity estimator is proposed to estimate the nonuniform clutter density online, that can improve the tracking performance with unknown clutter density. Simulation results verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: passive coherent location; unknown clutter density; clutter sparsity estimation; probability hypothesis density; Gaussian mixture

Citation: GUO Yunfei, PAN Jinxing, CAI Zhi. Passive coherent location with multi-scan clutter sparsity estimation. *Control Theory & Applications*, 2018, 35(7): 981 – 987

1　引言(Introduction)

无源协同定位(passive coherent location, PCL)系统利用电视或广播信号作为外辐射源对目标被动跟踪[1–2], 其低成本、高隐蔽性等特点使之成为预警探测领域的研究热点[3]. 很多有效的目标跟踪算法[4–5]可直接应用于PCL系统实现目标的检测与跟踪. 其中, 基于随机有限集(random finite set, RFS)的概率假设密度(probability hypothesis density, PHD)滤波器[6]能够同时估计目标个数和状态, 而不需要复杂的数据关联, 获得广泛关注[7–9].

然而, 传统目标跟踪算法中通常假设杂波空间分布均匀且分布参数已知[10]. 这一假设在PCL系统中遇到了严重挑战. 首先, PCL系统探测范围广, 背景复杂多变, 杂波空间分布很难均匀 [11–12], 这一问题在海岸线附近尤其明显; 其次, PCL系统接收天线受直达波干扰严重[13], 进一步增加了杂波分布的不均匀性. 当设定的杂波模型与实际不匹配时, 会对目标的检测与跟踪性能产生较大影响[14].

对杂波分布参数在线估计, 并嵌入到跟踪算法中能有效解决上述问题[10–12, 14–15]. 为了估计杂波密度,

收稿日期: 收稿日期: 2017−06−07; 录用日期: 2017−12−12.
†通信作者. E-mail: gyf@hdu.edu.cn.
本文责任编委: 潘泉.
国家自然科学基金项目(61573123)资助.
Supported by the National Natural Science Foundation of China (61573123).

文献[14]提出基于杂波图的杂波密度估计方法. 该方法将观测空间划分成若干子空间, 利用每个子空间量测数目的多帧平均估计子空间内的杂波个数. 该方法估计性能对子空间个数较敏感, 不易处理高维空间杂波分布估计[10]. 文献[11–12]在杂波分布几乎保持不变的前提下提出一种基于有限混合模型的杂波密度估计算法. 该算法利用有限混合模型对杂波空间分布进行建模, 并与PHD滤波器相结合获得了较好的目标跟踪效果. 但该算法需要假设杂波数远大于目标数[12]. 文献[16]在文献[12]的基础上, 分别对混合权重及缺失参数施加熵惩罚因子, 使得混合模型低权值分量加速消亡, 减少了算法迭代次数. 文献[15]提出空间杂波稀疏度估计(spatial clutter sparsity estimation, SCSE)的杂波密度估计算法, 该算法可直接利用每帧测量数据中待计算杂波密度的测量点到另一个测量点之间的欧式距离估计该测量位置的杂波密度, 其实时性好且易扩展到不同滤波器. 但该算法在杂波空间分布不均匀时有一定的估计偏差, 且该偏差对算法的邻近阶数较敏感[15]. 文献[17–18]提出一种新的PHD(novel PHD, NPHD)滤波器, 该滤波器引入增广状态空间, 利用测量数据对目标状态空间和杂波状态空间分别进行估计, 有效解决杂波分布参数未知情况下的多目标跟踪问题. 但该滤波器需要假设杂波在测量空间服从均匀分布[17].

针对杂波分布参数未知时的多目标无源协同定位问题, 本文提出一种基于多帧测量SCSE(multi-scan SCSE, MCSE)和GMPHD的未知杂波无源协同定位算法. 一方面, 将GMPHD滤波器[19]估计的多目标后验强度的信息反馈到杂波密度的估计过程, 以减少存活目标测量对杂波密度估计的影响. 另一方面, 将单帧SCSE算法推广到多帧SCSE算法, 以减少新生目标测量对杂波密度估计的影响. 所提算法有效提高了杂波分布未知时的目标个数与状态的估计性能.

2 问题描述(Problem formulation)

假设第k时刻有N_k个目标在双基站PCL探测区域运动, N_k未知且时变. 接收站位置记为$\boldsymbol{x}_{\rm R}=[x_{\rm R}\ \ y_{\rm R}]^{\rm T}$, 发射位置记为$\boldsymbol{x}_{\rm T}=[x_{\rm T}\ \ y_{\rm T}]^{\rm T}$. 第$t$个目标的状态记为$X_{k,t}=[x_{k,t}\ \ \dot{x}_{k,t}\ \ y_{k,t}\ \ \dot{y}_{k,t}]^{\rm T}$, $0\leqslant t\leqslant N_k$, 其中$[x_{k,t},y_{k,t}]$和$[\dot{x}_{k,t},\dot{y}_{k,t}]$分别表示该目标在$x,y$方向的位置和速度, 其状态转移模型为

$$X_{k,t}=FX_{k-1,t}+G\varepsilon_{k-1,t},\tag{1}$$

F,G分别为状态转移矩阵和噪声矩阵, 过程噪声$\varepsilon_{k-1,t}\sim N(0,Q)$, $Q=\sigma_{\rm v}^2I_2$, $\sigma_{\rm v}$为过程噪声标准差, I_2为二阶单位矩阵. 记全体目标状态RFS为$X_k=\{X_{k,t}\}_{t=1}^{N_k}$.

设接收站在第k时刻共收到L_k个测量, 其中第i $(1\leqslant i\leqslant L_k)$个测量可能源于第$t$个目标或杂波, 其测量模型为

$$z_{k,i}=\begin{cases}h_k(X_{k,t},\boldsymbol{x}_{\rm R},\boldsymbol{x}_{\rm T})+\varepsilon_k, & \text{目标测量},\\ \varGamma_{k,i}, & \text{杂波},\end{cases}\tag{2}$$

$$h_k\left(X_{k,t},\boldsymbol{x}_{\rm R},\boldsymbol{x}_{\rm T}\right)=\begin{cases}r_k=\|\boldsymbol{x}_{k,t}-\boldsymbol{x}_{\rm T}\|+\|\boldsymbol{x}_{\rm R}-\boldsymbol{x}_{k,t}\|-\|\boldsymbol{x}_{\rm R}-\boldsymbol{x}_{\rm T}\|,\\ \theta_k=\arctan\dfrac{y_{k,t}-y_{\rm R}}{x_{k,t}-x_{\rm R}},\end{cases}\tag{3}$$

$\boldsymbol{x}_{k,t}=[x_{k,t}\ \ y_{k,t}]^{\rm T}$, $\|\cdot\|$为欧几里得范数, 测量噪声$\varepsilon_k\sim N(0,R)$, 且独立于过程噪声. $R=\mathrm{diag}\{\sigma_{\rm r}^2,\sigma_\theta^2\}$, $\sigma_{\rm r}$和σ_θ分别为距离和方位角测量的标准差. 第k时刻的测量RFS记为$Z_k=\{z_{k,i}\}_{i=1}^{L_k}$, k个时刻的总测量RFS记为$Z_{1:k}=\{Z_1,Z_2,\cdots,Z_k\}$.

假设每个目标的存活概率为$P_{\rm S}$, 检测概率为$P_{\rm d}$. 探测区域内的杂波密度$\kappa_k(z)$未知. 要解决的问题是, 利用传感器k个时刻的测量$Z_{1:k}$估计第k时刻的目标个数N_k和各目标状态X_k, 以及杂波密度$\kappa_k(z)$.

3 SCSE算法(SCSE algorithm)

SCSE是一种面向测量的单帧杂波密度估计器[14]. 该估计器利用第k时刻的测量集合Z_k来估计该时刻每一个测量$z\in Z_k$处的杂波稀疏度, 进而得到杂波密度估计. n阶SCSE算法的基本思想如下:

首先, 对测量空间内任一测量点z, 遍历计算该点与其余测量点之间的欧式距离. 第n个最近距离记为$r_{\min}^{(n)}(z)$. 其次, 计算z点处的稀疏度$\hat{\phi}(z)$与杂波密度$\kappa_k(z)$, 如下:

$$\hat{\phi}(z)=V(r_{\min}^{(n)}(z))/n,\ \kappa_k(z)=1/\hat{\phi}(z),\tag{4}$$

其中$V(r_{\min}^{(n)}(z))$表示以$r_{\min}^{(n)}(z)$为半径的超球体或超立方体的容积[14].

4 MCSE–GMPHD算法(MCSE–GMPHD algorithm)

SCSE算法阶数n为设定参数, 当杂波分布均匀时, n越大, 估计的方差越小. 当杂波分布不均匀时, n越大, 估计的偏差会越大, 此时常取$n=1$或$n=2$[15]. 然而, 当目标个数未知且航迹邻近时, 较低的邻近阶数会使得SCSE算法容易受到目标测量的干扰, 当目标测量比杂波更靠近待估计点时, 会导致估计的杂波密度偏大, 进而影响到目标状态的估计. 这是因为SCSE算法估计杂波密度时没有目标状态估计的反馈, 且对未知的新生目标没有有效的处理方式.

考虑到实际情况下的杂波分布通常为慢时变[11,13,18], 本文在该假设条件下, 提出基于多帧SCSE

和GMPHD的多目标无源协同定位算法. 首先, 利用GMPHD高斯混合后验强度的反馈与门限技术在线剔除测量数据中可能的存活目标测量, 以减少存活目标测量对杂波密度估计的影响; 其次, 通过多帧杂波的积累来减少新生目标测量对杂波密度估计的影响, 进而提高多目标个数与状态的估计性能. 算法流程如图1所示.

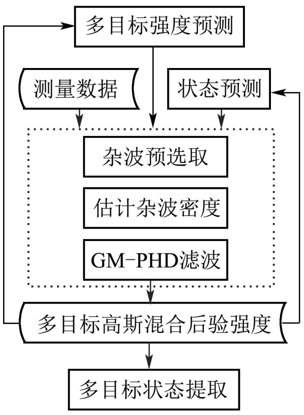

图 1 MCSE–GMPHD流程图

Fig. 1 Flow chart of MCSE–GMPHD

具体步骤如下:

Step 1　多目标强度预测.

假设$k-1$时刻多目标后验强度的高斯混合为

$$v_{k-1}(x)=\sum_{i=1}^{J_{k-1}}\omega_{k-1}^{(i)}N(x;m_{k-1}^{(i)},P_{k-1}^{(i)}),\tag{5}$$

x为目标状态空间内的任意值, J_{k-1}为后验强度高斯分量总个数, $\omega_{k-1}^{(i)}$, $m_{k-1}^{(i)}$, $P_{k-1}^{(i)}$分别为第i个高斯分量的权重、均值和协方差, 则k时刻预测强度的高斯混合为

$$v_{k|k-1}(x)=\varPsi_{k-1|k}(x)+\gamma_k(x),\tag{6}$$

其中:

$$\varPsi_{k|k-1}(x)=P_{\rm S}\sum_{i=1}^{J_{k-1}}\omega_{k-1}^{(i)}N(x;m_{{\rm S},k|k-1}^{(i)},P_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}),\tag{7}$$

$$\gamma_k(x)=\sum_{i=1}^{J_{\gamma,k}}\omega_{\gamma,k}^{(i)}N(x;m_{\gamma,k}^{(i)},P_{\gamma,k}^{(i)}),\tag{8}$$

$\varPsi_{k|k-1}(x)$, $\gamma_k(x)$分别为存活目标和新生目标的强度函数. 已知目标运动模型为线性高斯模型, 可得存活高斯分量

$$\omega_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}=P_{\rm S}\omega_{k|k-1}^{(i)},\ m_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}=Fm_{k-1}^{(i)},$$
$$P_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}=Q+FP_{k-1}^{(i)}F^{\rm T},$$

$J_{\gamma,k}$为新生高斯分量的个数, $\omega_{\gamma,k}^{(i)}$, $m_{\gamma,k}^{(i)}$, $P_{\gamma,k}^{(i)}$分别为第i个新生分量的权重、均值和协方差.

Step 2　基于多帧测量的杂波积累预测.

定义杂波积累为多帧杂波测量集合的并集. 记第k时刻的前$L_{\rm A}-1$帧(即从第$k-L_{\rm A}+1$帧到第$k-1$帧)的杂波积累为$\varXi_{k-1}^{\rm C}$, 其中$L_{\rm A}$为积累帧数, 当$L_{\rm A}>k$取$L_{\rm A}=k$. 对k时刻的测量利用跟踪门剔除落入各存活高斯分量跟踪门内的最近邻测量集合$\hat{Z}_k^t$. 记$\hat{Z}_k^t$为潜在目标测量集合, 得到当前预测杂波集合$\varDelta_{k|k-1}^{\rm C}$,

$$\varDelta_{k|k-1}^{\rm C}=Z_k-\hat{Z}_k^t.\tag{9}$$

针对非线性测量模型(3), 可以利用第i个存活高斯分量的均值$m_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}$和协方差$P_{{\rm S},k|k-1}^{(i)}$通过无味变换[20]得到第i个存活高斯分量的Sigma点集$\{x_{k|k-1}^{(i,\eta)}\}_{\eta=0}^{L}$及其权重$\{u^{(i,\eta)}\}_{\eta=0}^{L}$. 具体计算过程参见文献[17]. 然后针对第$i$个存活高斯分量的跟踪门计算如下:

$$J_{z_{k,j}}^{(i)}=[\delta_{k,j}]^{\rm T}\left[S_k^{(i)}\right]^{-1}\delta_{k,j}\leqslant g^2,\tag{10}$$

其中:

$$\delta_{k,j}=z_{k,j}-h_k(m_{S,k|k-1}^{(i)},\boldsymbol{x}_{\rm R},\boldsymbol{x}_{\rm T}),\tag{11}$$

$$S_k^{(i)}=\sum_{\eta=0}^{L}u^{(i,\eta)}e_{i,\eta}+R,\tag{12}$$

$$e_{i,\eta}=(z_{k|k-1}^{(i,\eta)}-\xi_{k|k-1}^{(i)})(z_{k|k-1}^{(i,\eta)}-\xi_{k|k-1}^{(i)})^{\rm T},\tag{13}$$

$$z_{k|k-1}^{(i,\eta)}=h_k(x_{k|k-1}^{(i,\eta)},\boldsymbol{x}_{\rm R},\mathbf{x}_{\rm T}),\tag{14}$$

$$\xi_{k|k-1}^{(i)}=\sum_{\eta=0}^{L}u^{(i,\eta)}z_{k|k-1}^{(i,\eta)},\tag{15}$$

g为跟踪门参数. 跟踪门内的最近邻测量被视为潜在目标测量, 可得潜在目标测量集合

$$\hat{Z}_k^t=\bigcup_{z_{k,j}\in Z_k}\{\arg\min_{z_{k,j}}J_{z_{k,j}}^{(i)}\ \big|J_{z_{k,j}}^{(i)}\leqslant g^2\}.\tag{16}$$

最后, 杂波积累的预测如下:

$$\varXi_{k|k-1}^{\rm C}=\varXi_{k-1}^{\rm C}\cup\varDelta_{k|k-1}^{\rm C}.\tag{17}$$

Step 3　基于MCSE的杂波密度估计.

在非均匀杂波下, 杂波的期望个数定义为[21]

$$\lambda_k=\int_{\boldsymbol{S}}\kappa_k(z){\rm d}z,\tag{18}$$

其中: $\boldsymbol{S}$表示测量空间, $\kappa_k(z)$表示第k时刻的杂波密度, 则归一化后的杂波密度为

$$u_k(z)=\frac{\kappa_k(z)}{\lambda_k}.\tag{19}$$

由式(18)和式(19)可知

$$\int_{\boldsymbol{S}}u_k(z){\rm d}z=1,\ u_k(z)\geqslant 0,\tag{20}$$

因此, $u_k(z)$可以看作杂波空间分布的概率密度函数. 由式(19)可知杂波密度可由杂波期望个数和杂波空间分布的概率密度的乘积得到, 即

$$\kappa_k(z)=\lambda_k u_k(z).\tag{21}$$

假设杂波空间分布概率密度$u_k(z)$为慢时变, 则当前时刻预测杂波集的概率密度与杂波积累的概率密

度近似相等, 可令其值为$\hat{u}_k(z)$. 因此, 可以通过第k时刻预测杂波集$\Delta^{\mathrm{C}}_{k|k-1}$的杂波个数和杂波积累的概率密度$\hat{u}_k(z)$近似计算测量值$z\in Z_k$处的杂波密度. 具体步骤如下:

1) 杂波积累的密度估计.

考虑到本文PCL系统可获得距离与角度信息, 选用矩形检验形状计算杂波密度. 此时MCSE如图2所示. 其中测量值$z(z\in Z_k)$的第n'近邻测量为$z^{(n')}$ $(z^{(n')}\in \Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1})$, 所用距离度量为欧氏距离, $r^{(n')}_{\min}(z) = \|z-z^{(n')}\|$. 此时的检验矩形如图中虚线所示, 考虑测量空间边界约束, 其面积计算如下:

$$V(r^{(n')}_{\min}(z)) = \min(2r_{\mathrm{x}}, R_{\mathrm{x}})\times\min(2r_{\mathrm{y}}, R_{\mathrm{y}}), \tag{22}$$

r_{x}和r_{y}分别表示向量$\overrightarrow{zz^{(n')}}$在二维测量空间坐标轴的投影距离, R_{x}和R_{y}分别为二维测量空间的边界长度.

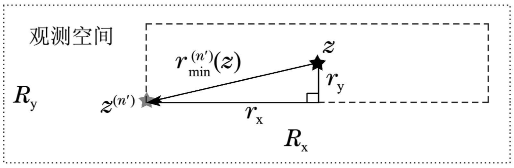

图2 MCSE算法示意图

Fig. 2 Algorithm diagram of MCSE

为了降低目标测量对杂波密度估计的干扰, 所提算法在基于L_{A}帧测量情况下的邻近阶数n'可以设置为SCSE邻近阶数的L_{A}倍, 即$n'=nL_{\mathrm{A}}$. 再根据式(4)可得测量$z\in Z_k$处杂波积累的密度估计为

$$\hat{K}_k(z) = nL_{\mathrm{A}}/V(r^{(nL_{\mathrm{A}})}_{\min}(z)). \tag{23}$$

由此可见, 所提算法根据杂波空间分布时变性的先验信息调整所提算法的积累帧数来获得自适应的邻近阶数, 而不需要根据杂波空间分布的不均匀程度来选择邻近阶数. 从而避免了对邻近阶数的依赖.

2) 杂波空间分布概率密度估计.

由式(19)可得

$$\hat{u}_k(z) = \hat{K}_k(z)/|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|, \tag{24}$$

其中$|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|$为$\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}$的势, 表示积累的杂波个数.

3) 第k帧杂波密度估计.

由式(21)可得

$$\hat{\kappa}_k(z) = |\Delta^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|\hat{u}_k(z). \tag{25}$$

Step 4 多目标强度更新.

基于第k帧杂波密度的估计$\hat{\kappa}_k(z)$, 利用GM–PHD滤波器对预测强度函数中的高斯分量进行更新, 得到多目标后验强度

$$v_k(x) = (1-P_{\mathrm{d}})v_{k|k-1}(x) + \sum_{z\in Z_k}\sum_{i=1}^{J_{k|k-1}}\omega^{(i)}_k(z)N(x; m^{(i)}_k(z), P^{(i)}_k), \tag{26}$$

其中单个高斯分量的更新如下:

$$\omega^{(i)}_k(z) = \frac{P_{\mathrm{d}}\omega^{(i)}_{k|k-1}g_k(z|m^{(i)}_{k|k-1})}{\hat{\kappa}_k(z) + P_{\mathrm{d}}\sum\limits_{\iota=1}^{J_{k|k-1}}\omega^{(i)}_{k|k-1}g_k(z|m^{t}_{k|k-1})},$$

$$m^{(i)}_k(z) = m^{(i)}_{k|k-1} + K^{(i)}_k(z-\xi^{1,(i)}_{k|k-1}),$$

$$P^{(i)}_k = P^{(i)}_{k|k-1} - G^{(i)}_k[S^{(i)}_k]^{-1}[G^{(i)}_k]^{\mathrm{T}},$$

$$K^{(i)}_k = G^{(i)}_k[S^{(i)}_k]^{-1},$$

$$G^{(i)}_k = \sum_{\eta=0}^{L}u^{(i,\eta)}(x^{(i,\eta)}_{k|k-1}-m^{(i)}_{k|k-1})(z^{(i,\eta)}_{k|k-1}-m^{(i)}_{k|k-1})^{\mathrm{T}},$$

其中$S^{(i)}_k, \xi^{(i)}_{k|k-1}$由式(12)和式(15)计算.

在不考虑衍生目标情况下, 第k时刻用来表示后验强度的高斯分量个数为[19]

$$J_k = (J_{k-1}+J_{\gamma,k})(1+M_k) = \mathrm{O}(J_{k-1}M_k). \tag{27}$$

该个数将随时间增长, 导致计算耗时大幅增加[19]. 为了控制计算耗时, 需要进行高斯分量的修剪和合并. 修剪后保留的高斯分量为权重大于所设阈值T_{p}的分量, 即

$$\omega^{(i)}_k > T_{\mathrm{p}},\ i=1,\cdots,J_k. \tag{28}$$

合并时, 假设两高斯分量均值分别为$m^{(1)}_k$和$m^{(2)}_k$, 合并阈值为T_{m}, 记权重较大的高斯分量的协方差为P_{m}. 则满足如下条件时进行合并:

$$(m^{(1)}_k - m^{(2)}_k)^{\mathrm{T}}(P_{\mathrm{m}})^{-1}(m^{(1)}_k - m^{(2)}_k) \leqslant (T_{\mathrm{m}})^2, \tag{29}$$

其中修剪阈值T_{p}根据高斯分量的权重分布确定, 通常设置为$0<T_{\mathrm{p}}\ll 1$; 合并阈值T_{m}根据高斯分量的簇拥程度确定. 合并而成的高斯分量的权重、均值和协方差具体计算方法参见文献[19]. 最后限制高斯分量的最大个数$J_{\max}$, 删除权重较小的分量使得$J_k\leqslant J_{\max}$. 得到k时刻后验强度的高斯混合$\{\omega^{(i)}_k, m^{(i)}_k, P^{(i)}_k\}^{J_k}_{i=1}$.

Step 5 多目标状态提取.

根据第k时刻后验强度的高斯混合可得目标个数估计$\hat{N}_k = \mathrm{round}(\sum\limits_{i=1}^{J_k}\omega^{(i)}_k)$, round$(\cdot)$表示四舍五入. 目标状态估计$\hat{X}_k$为前$\hat{N}_k$个权重最大的高斯分量对应的均值.

从以上步骤可以看出, 所提算法在杂波密度估计过程中, 剔除存活目标测量以降低目标测量对杂波密度估计的影响; 而在后验强度更新过程中, 存活目标测量又加入到更新过程以保证多目标定位精度.

5 计算复杂度(Computational complexity)

本文所提算法杂波积累的预测步骤复杂度为$\mathrm{O}(J_{k-1}M_k)$, 杂波密度估计步骤复杂度为

$\mathrm{O}(|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|M_k)$, 由GMPHD复杂度$\mathrm{O}(J_{k-1}M_k)$[19,22]可知所提算法复杂度为

$$T=\begin{cases}\mathrm{O}(|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|M_k),\ J_{k-1}<|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|,\\ \mathrm{O}(J_{k-1}M_k),\qquad J_{k-1}>|\Xi^{\mathrm{C}}_{k|k-1}|.\end{cases}\tag{30}$$

6 仿真分析(Simulation analysis)

仿真设置了杂波分布未知情况下多目标无源协同定位场景, 利用所提算法实现了对杂波密度以及目标个数和状态的实时估计. 分析了杂波积累帧数对所提算法的跟踪性能及计算耗时的影响. 通过和杂波未知的SCSE–GMPHD、GM实现的NPHD (GM–NPHD), 以及杂波已知的GMPHD相比较, 证明所提算法在杂波分布参数未知情况下的有效性.

6.1 场景与参数设置(Scenario and parameter settings)

探测区域为$[-400,500]$ m $\times$ $[-400,500]$ m, $\boldsymbol{x}_{\mathrm{R}}=[-400,0]$ m, $\boldsymbol{x}_{\mathrm{T}}=[-400,-400]$ m. 场景内一共3个目标, 目标运动服从CV模型[23], 采样间隔$\Delta=1$ s, $\sigma_{\mathrm{v}}=0.1$ m/s^2.

测量噪声$\sigma_{\mathrm{r}}=5$ m, $\sigma_\theta=\pi/180$ rad, 目标存活概率$P_{\mathrm{S}}=0.99$, 检测概率$P_{\mathrm{d}}=0.98$, 跟踪门参数$g=5$. 高斯分量修剪阈值$T_{\mathrm{p}}=10^{-4}$, 合并阈值$T_{\mathrm{m}}=2$, 最大高斯分量个数$J_{\max}=100$. SCSE邻近阶数$n=1$, 所提算法杂波积累帧数$L_{\mathrm{A}}=10$. 新生目标强度$\gamma_k(x)=\sum\limits_{i=1}^{3}0.1N(x;m^{(i)}_\gamma,P_\gamma)$, 其中: $m^{(1)}_\gamma=[-300\ \mathrm{m}, 0\ \mathrm{m/s},-100\ \mathrm{m},0\ \mathrm{m/s}]$, $m^{(2)}_\gamma=[-100\ \mathrm{m},0\ \mathrm{m/s},-90\ \mathrm{m},0\ \mathrm{m/s}]$, $m^{(3)}_\gamma=[100\ \mathrm{m},0\ \mathrm{m/s},60\ \mathrm{m},0\ \mathrm{m/s}]$, $P_\gamma=\mathrm{diag}\{100\ \mathrm{m}^2,400\ \mathrm{m}^2/\mathrm{s}^2,100\ \mathrm{m}^2,400\ \mathrm{m}^2/\mathrm{s}^2\}$. 蒙特卡罗仿真次数为200. 每次仿真时间为50 s. 计算机参数为: Intel(R) Core(TM) i5–2450 CPU@2.50 GHz, 内存6.00 GB, 64位操作系统, 仿真软件为MATLAB 2015a.

杂波个数服从泊松分布, 其均值随时间缓慢变化, 记k到k'时刻的均值为$\lambda_{k\sim k'}$, 其中: $\lambda_{1\sim10}=5$, $\lambda_{11\sim20}=10$, $\lambda_{21\sim30}=5$, $\lambda_{31\sim40}=10$, $\lambda_{41\sim50}=5$. 杂波空间分布概率密度函数$u_k(z)=w_{\boldsymbol{u}}/V+\sum\limits_{i=1}^{2}w_iN(z;\boldsymbol{m}_i,\boldsymbol{P}_i)$. 其中: $w_{\boldsymbol{u}}=0.2$, $w_1=0.5$, $w_2=0.3$, $\boldsymbol{m}_1=[1600\ \mathrm{m},-1\ \mathrm{rad}]$, $\boldsymbol{m}_2=[600\ \mathrm{m},\ 0.1\ \mathrm{rad}]$, $\boldsymbol{P}_1=\mathrm{diag}\{200^2\ \mathrm{m}^2, 0.01\ \mathrm{rad}^2\}$, $\boldsymbol{P}_2=\mathrm{diag}\{200^2\ \mathrm{m}^2,0.2\ \mathrm{rad}^2\}$, $V=\pi\times 2000\ \mathrm{rad}\cdot\mathrm{m}$表示测量空间的大小.

6.2 仿真分析(Simulation analysis)

单次仿真测量如图3所示, 目标真实轨迹和所提算法的估计轨迹如图4所示. 可以看出所提算法在非均匀未知杂波下的PCL系统中可以有效跟踪多目标.

进一步, 将所提算法与杂波未知的SCSE–GMPHD, GM–NPHD, 以及杂波已知的GMPHD相比较, 分析杂波积累帧数L_{A}对所提算法性能的影响. 性能指标为: 1) 目标个数估计; 2) OSPA距离; 3) 单次仿真平均耗时. 其中任意两个有限子集X,Y之间的OSPA距离定义如下[24]:

$$\bar d^{(c)}_{\mathrm{p}}=(\frac{1}{n}(\min_{\pi\in\Lambda_n}\sum_{i=1}^{m}d^{(c)}(x_i,y_{\pi(i)})^p+ c^p(n-m)))^{1/p},$$

X,Y为任意有限子集, 维数分别为m和n, Λ_n表示$\{1,2,\cdots,n\}$的所有排列组成的集合, $d^{(c)}(x,y)=\min\{c,d(x,y)\}$, $d(x,y)=\|x-y\|$, c和p分别表示截断距离和评价指标阶数, $c>0,1\leqslant p<\infty$. 本文仿真设置$c=100$ m, $p=2$.

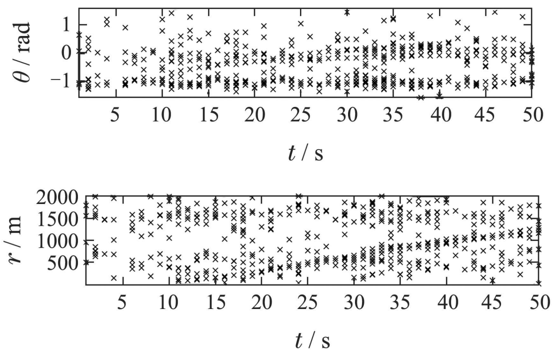

图 3 单次仿真原始测量数据

Fig. 3 True measurements of one trial

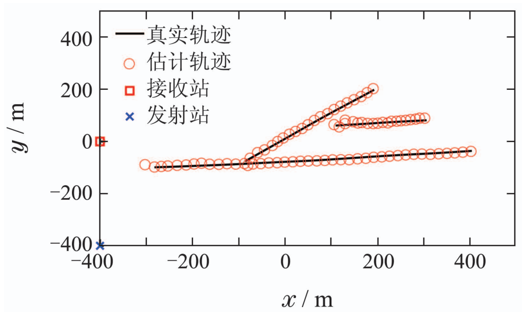

图 4 目标真实轨迹和估计轨迹

Fig. 4 True and estimate targets tracks

图5和图6分别给出了4个算法的目标个数估计结果以及OSPA距离. 可以看出所提算法在目标个数估计以及OSPA距离上, 与杂波已知下的GMPHD算法非常接近. GM–NPHD的目标个数估计误差较大, 估计结果的OSPA距离较所提算法更高, 这是因为GM–NPHD需要假设杂波空间分布均匀, 当杂波空间分布不均匀时, 就会导致目标个数的估计失真. SCSE–GMPHD在没有目标或只有一个目标的情况下估计结果较好, 但在第2个和第3个目标出现的时刻都出现了较大的估计误差, 这是因为新目标在已知目标附近出现时, 会导致SCSE算法估计的杂波密度偏大而导致目标丢失. 随着目标轨迹间距增大, SCSE–GMPHD的

跟踪误差又逐渐与所提算法接近.可见,所提算法可以有效降低估计偏差,提高未知杂波下多目标检测跟踪性能.

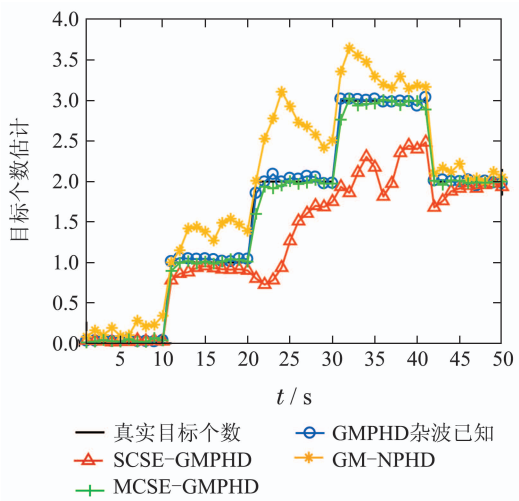

图 5　不同算法目标个数估计

Fig. 5　Target number estimates of different algorithms

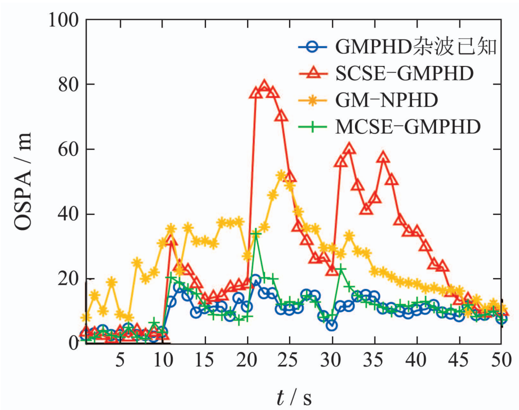

图 6　不同算法OSPA距离

Fig. 6　OSPA distance of different algorithms

图7和图8分别给出了MCSE–GMPHD在不同积累帧数下的目标个数估计以及OSPA距离,其中L_A=10对应于图5和图6中的MCSE–GMPHD. 可以看出所提算法在第2和第3个目标出现后,当$L_A=1$ (即没有历史杂波积累)时目标个数估计误差较大, OSPA距离较大. 随着积累帧数的增加,目标个数估计接近真实值, OSPA距离逐渐减小. 从图8还可看出所提算法在新目标出现的时刻仍会出现稍高的误差尖峰,但峰值随积累帧数的增加而降低. 这是因为杂波积累帧数越多,新生目标的测量对杂波密度估计的影响越小.

不同算法单次仿真平均耗时如表1所示. 可以看出GM–NPHD和杂波已知的GMPHD算法耗时最少,所提算法的耗时略高于SCSE–GMPHD,且随杂波积累帧数的增加而缓慢增加. 这是因为所提算法增加了杂波积累的预测步骤,且随着杂波积累帧数的增加,杂波积累的元素个数也增加,由第4部分可知,所提算法的计算耗时也会相应增加. 因此,实际应用中可根据杂波空间分布时变性的先验信息、系统实时性和估计精度的要求,选择合适的积累帧数.

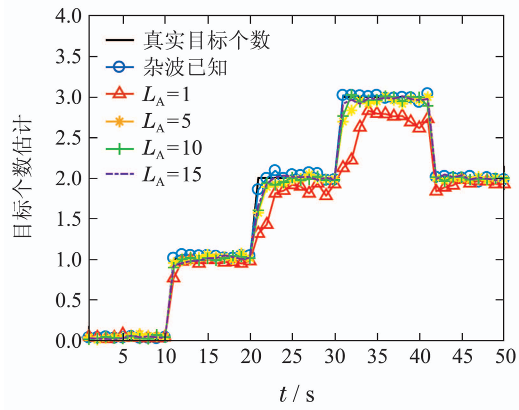

图 7　不同积累帧数下目标个数估计

Fig. 7　Target number estimates of MSCSE–GMPHD for different number of clutter accumulation frames

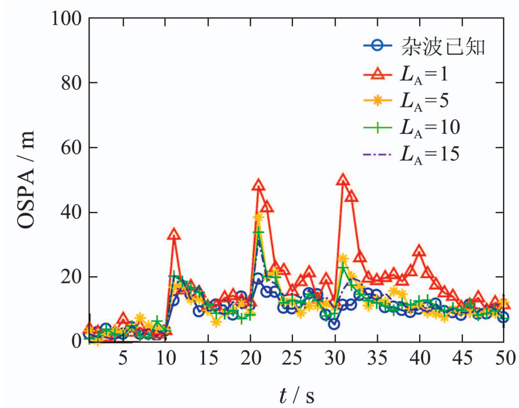

图 8　不同积累帧数下OSPA距离

Fig. 8　OSPA distance of MSCSE–GMPHD for different number of clutter accumulation frames

表 1　单次运行平均耗时

Table 1　Average for the computational time for a single trial

算法	杂波已知	GM–NPHD	SCSE	MCSE $L_A=1$	MCSE $L_A=10$
耗时/s	0.7929	1.0382	2.2187	2.3156	2.4984

7　结论(Conclusions)

针对未知杂波下的多目标无源协同定位问题,提出一种杂波密度和多目标状态联合估计算法. 该算法在基于SCSE的杂波密度估计过程中采用多帧测量,并和GMPHD滤波器相结合构建了多目标后验强度与杂波密度估计之间的反馈模型,有效提高了未知杂波下目标个数未知时的多目标跟踪性能. 接下来将研究更有效的反馈机制以进一步提高未知杂波下多目标跟踪性能.

参考文献(References):

[1] GRIFFITHS H D, LONG N R W. Television-based bistatic radar [J]. *IEE Proceedings*, 1987, 133(7): 649 – 657.

[2] LALLO A D, FARINA A, FULCOLI R, et al. Design, development and test on real data of an FM based prototypical passive radar [C] //*2008 IEEE Radar Conference*. Rome, Italy: IEEE, 2008, 6(1): 1 – 6.

[3] FALCONE P, COLONE F, MACERA A, et al. Two-dimensional location of moving targets within local areas using WiFi-based multistatic passive radar [J]. *IET Radar Sonar Navigation*, 2014, 8(2): 123 – 131.

[4] ZHANG Yonggang, WANG Gang, HUANG Yulong, et al. Recursive update Gaussian particle filter [J]. *Control Theory & Applications*, 2016, 33(3): 353 – 360.
(张勇刚, 王刚, 黄玉龙, 等. 递推更新高斯粒子滤波器 [J]. 控制理论与应用, 2016, 33(3): 353 – 360.)

[5] SCHOENECKER S, WILLETT P, BAR-SHALOM Y. The ML-PMHT multistatic tracker for sharply maneuvering targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2013, 49(4): 2235 – 2249.

[6] MAHLER R. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2003, 39(4): 1152 – 1178.

[7] ZHAN Ronghui, LIU Shengqi, OU Jianping, et al. Improved multitarget track before detect algorithm using the sequential Monte Carlo probability hypothesis density filter [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(6): 2593 – 2599.
(占荣辉, 刘盛启, 欧建平, 等. 基于序贯蒙特卡罗概率假设密度滤波的多目标检测前跟踪改进算法 [J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 2593 – 2599.)

[8] DEHKORDI M Y, AZIMIFAR Z. Novel N-scan GM–PHD-based approach for multi-target tracking [J]. *IET Signal Processing*, 2016, 10(3): 493 – 503.

[9] CHEN Hui, HAN Chongzhao. Bearings-only range-parameterized probability hypothesis density and cardinalized probability hypothesis density filter [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(5): 579 – 590.
(陈辉, 韩崇昭. 纯方位距离参数化概率假设密度和势概率假设密度滤波器 [J]. 控制理论与应用, 2015, 32(5): 579 – 590.)

[10] CHEN X, THARMARASA R, PELLETIER M, et al. Integrated clutter estimation and target tracking using Poisson point processes [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2012, 48(2): 1210 – 1235.

[11] LIAN Feng, HAN Chongzhao, LIU Weifeng. Multitarget tracking algorithm in unknown clutter [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2009, 35(7): 851 – 858.
(连峰, 韩崇昭, 刘伟峰. 未知杂波环境下的多目标跟踪算法 [J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 851 – 858.)

[12] LIAN F, HAN C, LIU W. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2010, 46(4): 2066 – 2078.

[13] COLONE F, CARDINALI R, LOMBARDO P. Cancellation of clutter and multipath in passive radar using a sequential approach [C] //*2006 IEEE Radar Conference*. New York, USA: IEEE, 2006.

[14] MUSICKI D, SUVOROVA S, MORELANDE M, et al. Clutter map and target tracking [C] //*2005 IEEE International Conference on Information Fusion*. Philadelphia, USA: IEEE, 2005.

[15] SONG T L, MUSICKI D. Adaptive clutter measurement density estimation for improved target tracking [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2011, 47(2): 1457 – 1466.

[16] BAI Maoyu, DING Yong, HU Zhongwang. PHD multi-target tracking based on entropy penalized EM of unknown clutter estimation [J]. *Electronics Optics & Control*, 2017, 24(4): 27 – 32.
(柏茂羽, 丁勇, 胡忠旺. 基于熵惩罚的 EM 未知杂波估计的 PHD 多目标跟踪算法 [J]. 电光与控制, 2017, 24(4): 27 – 32.)

[17] LI Cuiyun, JIANG Zhou, JI Hongbing. Novel PHD filter in unknown clutter environment [J]. *Journal of Xidian University (Natural Science)*, 2014, 41(5): 18 – 23.
(李翠芸, 江舟, 姬红兵. 一种新的未知杂波环境下的 PHD 滤波器 [J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2014, 41(5): 18 – 23.)

[18] JIANG Zhou. *Study of PHD filter in unknown clutter environment* [D]. Xi'an: Xidian University, 2014.
(江舟. 未知杂波环境下的概率假设密度滤波器研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014.)

[19] VO B N, MA W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(6): 4091 – 4104.

[20] JULIER S J, UHLMANN J K. Unscented filtering and nonlinear estimation [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2004, 92(3): 401 – 422.

[21] CHEN X, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, et al. Online clutter estimation using a Gaussian kernel density estimator for multitarget tracking [J]. *IET Radar Sonar Navigation*, 2011, 9(1): 1 – 9.

[22] PASHA S A, VO B N, TUAN H D, et al. A Gaussian mixture PHD filter for jump Markov system models [J]. *IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems*, 2009, 45(3): 919 – 936.

[23] BAR-SHALOM Y, LI X R, KIRUBARAJAN T. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory Algorithms and Software* [M]. New York: John Wiley & Sons, 2001.

[24] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(4): 3447 – 3457.

作者简介:

郭云飞 (1978–), 男, 教授, 博士, 从事信息融合、目标跟踪、非线性滤波、弱目标检测等研究, E-mail: gyf@hdu.edu.cn;

潘金星 (1992–), 男, 硕士, 从事目标跟踪、随机有限集滤波方法研究, E-mail: pjx0913@163.com;

才 智 (1986–), 女, 硕士, 工程师, 从事大数据及网络通信技术研究, E-mail: caizhi4213@126.com.