

基于均值漂移和双层群结构模型的群目标GMPHD滤波

宋骥平, 程 轩[†], 姬红兵

(西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

摘 要: 针对不可分辨群目标跟踪算法中群合并、交叉及分裂前后群目标数出现漏估及量测划分数多、计算量大两个问题, 提出一种基于均值漂移(MS)和双层群结构(BGS)模型的群目标高斯混合概率假设密度(GMPHD)滤波算法. 该算法采用MS进行量测划分, 同时依据第2层群结构反馈回的群信息判断是否需要进行2次划分; 然后, 采用基于椭圆随机超曲面模型(RHM)的群目标GMPHD滤波进行预测更新和状态提取; 最后, 使用提取出的群目标状态进行第二层群结构更新, 并将所得群信息反馈回量测划分步. 仿真对比实验表明, 所提出算法可获得更高的实时性, 能够解决群目标合并、交叉及分裂前后群数目的漏估问题.

关键词: 群目标跟踪; 均值漂移; 椭圆随机超曲面模型; 双层群结构模型; 高斯混合概率假设密度滤波

中图分类号: TP273

文献标志码: A

Group target GMPHD filtering based on mean shift and bilayer group structure model

SONG Li-ping, CHENG Xuan[†], JI Hong-bing

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The unresolvable group target tracking algorithm occurs underestimation when the group targets merge, cross and split, and it also occurs excessive partition number and a large amount of calculation. Therefore, this paper proposes a group target Gaussian mixture probability hypothesis density(GMPHD) filtering algorithm based on mean shift(MS) and bilayer group structure(BGS) model. The algorithm uses MS to partition the measurements, at the same time, according to the feedback information of the second layer group structure, it is necessary to judge whether or not to partition the group measurements for second time. Then, the group target GMPHD filtering based on the ellipse random hypersurface model (RHM) is used to predict, update and extract the group target state. Finally, the second group structure is updated by using the extracted state of the group, and the obtained group information is fed back to the measurement partition step. Simulation experiments show that, the proposed algorithm not only has a higher real-time performance, but also solves the underestimation problem of group target number when the group targets merge, cross and split.

Keywords: group target tracking; mean shift; ellipse random hypersurface model; bilayer group structure model; Gaussian mixture probability hypothesis density filtering

0 引 言

群目标(如机群编队和弹道导弹群目标), 是由一些具有相似运动特性且在很长一段时间内都处于相互邻近状态的目标组成. 同时, 这些目标又会随着时间不断地分裂融合, 构成复杂的运动模式, 给群目标的稳定跟踪带来许多新的挑战^[1]. 由于群目标的量测数目是时变的, 传统的多目标跟踪算法往往难以实现对群目标的准确跟踪^[2]. 文献[1]依据群内目标数的多少, 将群目标跟踪分为大群目标跟踪和小群目标跟踪. 其中: 大群目标主要是指群内目标数过多, 难以分

辨, 仅适合对群整体进行跟踪; 小群目标主要是指群内目标数较少, 除群整体外, 还可对群内个体目标进行跟踪.

近年来, 随机有限集(Random finite set, RFS)理论的提出, 为群目标跟踪算法提供了重要的研究思路. 文献[3]使用高斯混合(Gaussian mixture, GM)实现概率假设密度(Probability hypothesis density, PHD)滤波算法, 并将之应用于线性条件下的群目标跟踪. 文献[4]提出一种基于箱式粒子滤波^[5-6]的群目标跟踪算法, 可以获得群结构的动态演化特性. 文献

收稿日期: 2017-07-12; 修回日期: 2017-08-30.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61372003, 61301289).

作者简介: 宋骥平(1975—), 男, 副教授, 博士, 从事信号与信息处理、目标定位与跟踪等研究; 程轩(1991), 男, 硕士生, 从事群目标跟踪的研究.

[†]通讯作者. E-mail: chengxuanxd@163.com.

[7]使用图论的知识对群目标运动进行动态建模,并采用广义标签多伯努利滤波^[8-9]对群目标状态进行估计,获得了群内单个目标的状态与目标航迹.但需要说明的是,文献[3-4,7]等给出的群目标跟踪算法,都仅适用于群内目标数较少的情况,当群内目标数较多时,运算量将会大大增加,且这些算法也无法处理群内目标不可分辨的情况.

文献[2]对大群整体进行跟踪,利用群质心及其扩散形态来描述群整体状态,并推导出严格的贝叶斯递推方法.文献[10]使用序贯蒙特卡洛(Sequential Monte Carlo, SMC)方法实现PHD滤波器,提出一种基于SMC-PHD的部分可分辨群目标跟踪算法,实现了非线性条件下对群目标质心状态和群扩散形态的稳定跟踪.文献[11]使用椭圆随机超曲面模型(Random hypersurface model, RHM)^[12-13]对群目标量测源进行建模,提出一种基于椭圆RHM的群目标高斯混合概率假设密度(RHM-GMPHD)滤波算法,并将之应用于弹道导弹群目标跟踪仿真场景,取得了较好的跟踪效果.但当前针对不可分辨群目标的跟踪算法存在两个问题,一是量测划分不准确,导致群目标在融合、交叉及分裂前后群目标数出现漏估;二是传统的距离划分所得量测划分结果较多,导致算法运算量过大,算法的实时性较差.针对量测划分问题,文献[14]提出一种基于均值漂移(Mean shift, MS)聚类的扩展目标量测集划分算法,大大提升了算法的实时性,但该算法未能解决目标交叉处目标数的漏估问题,且未给出目标形状的估计方法.文献[15]使用均值漂移迭代获取扩展目标的量测中心,并用虚拟的量测中心对目标进行更新,将扩展目标跟踪转变为多目标跟踪,取得了较好的跟踪效果,但该算法无法对目标形状进行估计.

基于上述问题,本文提出一种基于均值漂移和双层群结构(Bilayer group structure, BGS)模型的群目标高斯混合概率假设密度滤波(MS-BGS-GMPHD)算法.通过引入均值漂移聚类对群目标量测集进行划分,以解决群目标合并前和分裂后群数目的漏估问题,同时降低运算量,提高算法的实时性.对于群目标交叉时刻的漏估问题,均值漂移聚类未能解决,为此,本文提出一种双层群结构模型,通过搭建第2层群结构解决该问题.仿真实验表明,本文所提出算法能够较好地解决群合并、交叉及分裂前后群数目的漏估问题和算法实时性差的问题.

1 双层群结构模型

本文算法主要针对大群目标进行跟踪,因此,采用对群整体进行跟踪的办法,使用椭圆RHM对群目标量测源进行建模,以实现群目标质心和扩散形态的跟踪,并称用质心和扩散形态描述的子群为第1层

群结构模型.

1.1 第1层群结构模型

为实现第1层群结构模型的搭建,本文采用椭圆RHM对群目标量测源进行建模,同时选用质心坐标 $(\mathbf{m}_x, \mathbf{m}_y)$ 、椭圆长半轴 a 、短半轴 b 以及长轴与 x 轴的夹角 ϕ (逆时针为正)这5个参数来描述椭圆.群目标状态向量由质心状态和形状参数两部分构成, k 时刻群目标状态向量表示为 $\mathbf{x}_k = [\mathbf{m}_{xk}, \mathbf{m}_{yk}, \mathbf{v}_{xk}, \mathbf{v}_{yk}, a_k, b_k, \phi_k]$,其中 $\mathbf{v}_{xk}$ 和 $\mathbf{v}_{yk}$ 分别为质心速度在 x 轴和 y 轴的分量.

假设每个由目标产生的量测均是由散布于群目标或扩展目标表面的量测源产生的,对于给定的量测源 $\mathbf{y}_k^l$,其对应目标产生的量测为

$$\mathbf{z}_k^l = \mathbf{y}_k^l + \mathbf{v}_k^l. \quad (1)$$

其中: $l = 1, 2, \dots, n_T$, n_T 服从泊松分布,为目标产生量测的数目; $\mathbf{v}_k$ 为零均值高斯白噪声,其协方差矩阵为 $\mathbf{R}_k$.椭圆RHM如图1所示.

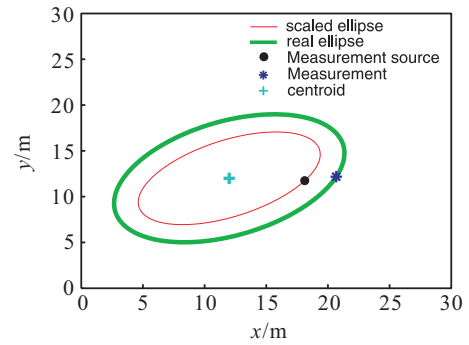


图1 椭圆RHM示意图

椭圆RHM是一种描述量测源的特殊模型,总体而言,量测源分布于缩小的群目标真实扩散形态上^[11].假设 $\bar{\mathbf{S}}$ 为群目标扩散形态的边界, $\mathbf{m}$ 为其质心,则量测源 $\mathbf{y}$ 可描述为

$$\mathbf{y} \in \mathbf{m} + s(\bar{\mathbf{S}} - \mathbf{m}). \quad (2)$$

其中 s 为缩放因子,且 $s \in [0, 1]$.为便于描述和计算,本文采用极坐标来描述椭圆RHM,极坐标系下的椭圆边界表示为

$$R(\theta; a, b, \phi) = \frac{ab}{\sqrt{[a \sin(\theta - \phi)]^2 + [b \cos(\theta - \phi)]^2}}. \quad (3)$$

k 时刻量测源可表示为

$$\mathbf{y}_k^l = \mathbf{m}_k + s_k^l R(\theta_k^l; a_k, b_k, \phi_k) \mathbf{e}_k, \quad (4)$$

$$\mathbf{e}_k = [\cos \theta_k^l \quad \sin \theta_k^l]^T. \quad (5)$$

其中:质心 $\mathbf{m}_k = [\mathbf{m}_{xk}, \mathbf{m}_{yk}]^T$, $[\theta_k^l, R(\theta_k^l; a_k, b_k, \phi_k)]$ 为 k 时刻量测源在以极点为中心的极坐标, $\mathbf{e}_k$ 为极坐标到直角坐标系的转换向量.将式(4)代入(1)中,可得椭圆RHM下的量测方程

$$\mathbf{z}_k^l = \mathbf{m}_k + s_k^l R(\theta_k^l; a_k, b_k, \phi_k) \mathbf{e}_k + \mathbf{v}_k^l. \quad (6)$$

显然,这里的 θ_k^l 是未知的,本文用量测到质心的向量与 x 轴的夹角 $\hat{\theta}_k^l$ 来近似^[11].为了减小 $\hat{\theta}_k^l$ 对状态向量 $\mathbf{x}_k$ 的影响,此处对式(6)做一简单的数学处理,得到对应的伪量测方程^[16]如下:

$$0 = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{s}_k^l, \mathbf{z}_k^l, \mathbf{v}_k^l) = (s_k^l R(\hat{\theta}_k^l; a_k, b_k, \phi_k))^2 + 2s_k^l R(\hat{\theta}_k^l; a_k, b_k, \phi_k) \mathbf{e}_k^T \mathbf{v}_k^l + \|\mathbf{v}_k^l\|^2 - \|\mathbf{z}_k^l - \mathbf{m}_k\|^2. \quad (7)$$

1.2 第2层群结构模型

在群目标交叉时刻,因不同群目标产生的量测集存在部分重叠,传统的距离划分算法无法得到准确的量测划分,导致在该时刻经常发生群目标漏估.本文在此构建第2层群结构以解决群目标交叉时刻量测划分不准确的问题.

构建 k 时刻的第2层群结构 $\mathbf{G}_k$,用 $\mathbf{g}_k^i$ 表示 k 时刻各子群目标, $\mathbf{m}_k^i$ 表示该时刻各子群的质心位置向量, $i = 1, 2, \dots, N$, N 为子群个数.利用得到的所有子群质心构成一个质心向量集 $\mathbf{m}_k^1, \dots, \mathbf{m}_k^N$,并搭建代表各子群之间关系的邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 以表示第2层群结构信息,同时将之初始化为0矩阵.计算各子群质心间的马氏距离 $d_{i,j}$,并与预设门限 ε 比较,若 $d_{i,j} < \varepsilon$,则认为子群 $\mathbf{g}_k^i$ 与 $\mathbf{g}_k^j$ 在 k 时刻相距较近,群目标可能发生了交叉运动,此时将邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 的对应位置,即第 i 行第 j 列与第 j 行第 i 列,置为1.最终可以获得代表第2层群结构信息的对称邻接矩阵 $\mathbf{A}$.若最终的 $\mathbf{A}$ 为0矩阵,则表示各子群相距较远;否则,认为子群间存在交叉运动.

以图2为例,其中共有3个子群: g_1 、 g_2 和 g_3 ,3个点和粗线描绘的椭圆分别表示这3个子群的质心和扩散形态,3个箭头表示3个子群的运动方向,2个细线描绘的椭圆代表所划分的第2层群结构.显然, g_1 与 g_2 和 g_3 相距较远,在第2层群结构中单独成群,而 g_2 与 g_3 发生了交叉运动,相距较近,在第2层群结构中被划分至同一个群中,由该图搭建的代表第2层群结构信息的邻接矩阵为

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

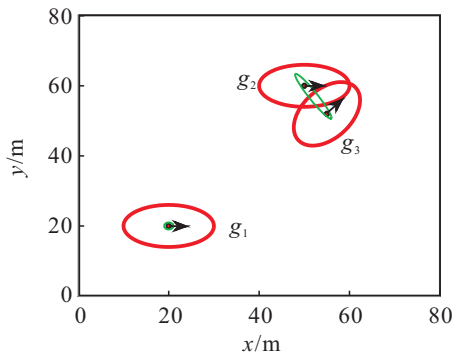


图2 双层群结构模型

由此可见,邻接矩阵 $\mathbf{A}$ 很好地反映了各子群间的关系,可以借此判断群目标是否存在交叉运动的情况,这将为本文算法的量测划分步中是否进行二次划分提供了直接的依据.

2 均值漂移算法

由于群目标运动模式较为复杂,存在群合并与分裂等典型的运动特征,这给群目标的稳定跟踪带来了新的挑战:群合并与分裂前后群数目出现漏估.这是由于群合并与分裂前后群目标量测相距较近,传统的距离划分算法难以得到准确的量测划分.另外,因传统的距离划分所得量测划分数较多,计算量较大,严重影响了算法的实时性.本文采用均值漂移算法解决这两个问题.

均值漂移算法是从密度函数梯度的非参数估计中获得的,非参数估计则是从量测集出发对密度函数进行估计.其中,最常用的是核密度估计,它根据核函数 $\kappa(x)$ 对量测集进行计算得到密度函数.

假定 k 时刻群目标量测集为 $\mathbf{Z}_k$,核函数为 $\kappa(\cdot)$,量测 $\mathbf{z}_k$ 的核密度估计为

$$\hat{f}(\mathbf{z}_k) = \frac{1}{N_{\mathbf{z},k}} \sum_{i=1}^{N_{\mathbf{z},k}} \kappa(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i). \quad (8)$$

本文采用高斯核函数,即

$$\kappa(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i) = G(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i) = \frac{1}{(2\pi h^2)^{d/2}} \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_k^i\|^2}{2h^2} \right\}. \quad (9)$$

其中: d 为量测维数,本文取2; h 为核函数的带宽.依据上述公式可得最终的均值漂移向量为

$$\mathbf{a}(\mathbf{z}_k) = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\mathbf{z},k}} \mathbf{z}_k G(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i)}{\sum_{i=1}^{N_{\mathbf{z},k}} G(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i)} - \mathbf{z}_k. \quad (10)$$

令 $\nabla \hat{f}(\mathbf{z}_k) = 0$ 且 $\nabla^2 \hat{f}(\mathbf{z}_k) \leq 0$,即可求得密度函数的局部极大值点.均值漂移迭代公式为

$$\mathbf{z}_k = \frac{\sum_{i=1}^{N_{\mathbf{z},k}} \mathbf{z}_k G(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i)}{\sum_{i=1}^{N_{\mathbf{z},k}} G(\mathbf{z}_k, \mathbf{z}_k^i)}. \quad (11)$$

均值漂移向量 $\mathbf{a}(\mathbf{z}_k)$ 总是指向密度大的方向,即密度梯度增加的方向,其收敛点为局部密度极大值点.

经均值漂移迭代后,各量测被划分到不同的类别中,同时得到多个收敛点,即不同类别的中心.为获得最终的聚类结果,需对各收敛点进行相似性度量,并将相似性大的收敛点合并,对应的量测类别归为一类.本文选用马氏距离^[17]作为相似性度量的标准.

3 基于均值漂移和双层群结构模型的群目标GMPHD滤波

3.1 算法实现框图与群目标运动模型

3.1.1 算法实现框图

基于均值漂移和双层群结构模型的群目标GMPHD滤波算法的实现框图如图3所示。

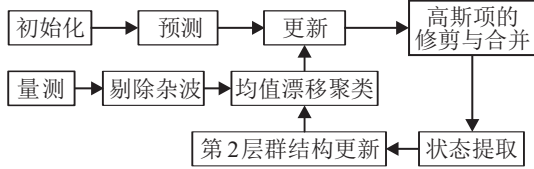


图3 本文所提出群目标跟踪算法框图

3.1.2 群目标运动模型

假设群目标线性运动且相互独立,即

$$\mathbf{x}_{k|k-1}^{(i)} = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \boldsymbol{\omega}_k^{(i)}. \quad (12)$$

其中:过程噪声 $\boldsymbol{\omega}_k^{(i)}$ 服从高斯分布,其均值为0、协方差矩阵为 $\mathbf{Q}_k$; $\mathbf{F}_k$ 为群目标状态转移矩阵。

群目标的量测方程如式(6)所示,式(7)为其对应的伪量测方程。显然,这里的群目标量测模型是非线性的。

另外,需要特别说明的是,大群目标模型与扩展目标模型基本一致。因此,与文献[11]相同,本文也使用扩展目标GMPHD算法^[17]来解决大群目标跟踪问题,并在此基础上,使用均值漂移算法进行量测划分,给出结合双层群结构模型的PHD更新步骤。在本文中,将大群目标与扩展目标统称为群目标。

3.2 算法具体流程

3.2.1 剔除杂波量测

引入均值漂移算法中的核密度估计,使用式(9)所示高斯核函数对每个量测点进行核密度估计,并求出最大核密度 $f_{\max}$ 和最小核密度 $f_{\min}$,将两者 N 等分,核密度小于 $f_{\min} + \beta(f_{\max} - f_{\min})/N$ 的量测点作为杂波点剔除,其中参数 β 一般取1即可。若杂波强度很大,则可适当增大 β 。均值漂移聚类对孤立的杂波点非常敏感,因此这一步是必须的。当然,杂波量测的剔除也利于算法整体性能的提升。

3.2.2 均值漂移聚类

对剔除杂波量测后的量测集进行均值漂移聚类,并依据第2层群结构更新后反馈回的标志位信息判断是否需要进行二次划分。若不需要,则直接进行下一步;若需要,则对经均值漂移聚类所得划分中的每个子集 W_j ,计算其中群数目最大似然估计值 $\hat{N}_j$,如果 $\hat{N}_j > 1$,则使用 k -means算法对之进行二次划分,并在划分完毕后将第2层群结构更新后反馈回的标志位信息清零。

子集 W_j 中群数目的最大似然估计计算方法如

下:假设每个群目标产生的量测数服从均值为 γ 的泊松分布,且各群目标产生的量测相互独立,则子集 W_j 中群目标数 $\hat{N}_j$ 的似然函数^[17]为

$$v(|W_j||N_j=n) = \text{pois}(|W_j|, \gamma n) = \frac{(\gamma n)^{|W_j|} \exp(-\gamma n)}{(|W_j|)!}, \quad (13)$$

其中 $\text{pois}(\cdot)$ 表示泊松分布。假设子集 W_j 中的杂波足够少,可忽略不计,则极大似然估计 $\hat{N}_j$ 可表示为

$$\hat{N}_j = \arg \max_n v(|W_j||N_j=n) = |W_j|/\gamma. \quad (14)$$

3.2.3 预测

对于群目标的预测与传统的单量测目标的处理方法完全相同,假设 $k-1$ 时刻的后验强度具有高斯混合形式,即

$$D_{k-1|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k-1|k-1}} w_{k-1|k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k-1|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(j)}), \quad (15)$$

k 时刻的预测强度也是高斯混合形式,可表示为

$$D_{k|k-1}(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}} w_{k|k-1}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}). \quad (16)$$

其中: $J_{k|k-1}$ 为预测的高斯项的个数, $w_{k|k-1}^{(j)}$ 、 $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(j)}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(j)}$ 分别为第 j 个高斯项预测的权值、均值和协方差。

3.2.4 更新

在单量测目标的量测更新中,每一个量测都被用来更新每一个高斯分量,但在群目标跟踪中,是用划分单元作为一个整体对高斯分量进行更新的。

假设预测PHD具有高斯混合形式,如式(16)所示。在群目标产生量测个数服从泊松分布假设的前提下, k 时刻更新的PHD可表示为对漏检部分的更新和对检测到部分的更新的和的形式,且同样具有高斯混合形式,即

$$D_{k|k}(\mathbf{x}) = D_{k|k}^{ND}(\mathbf{x}) + \sum_{p \in \mathbf{Z}_k} \sum_{W \in p} D_{k|k}^D(\mathbf{x}, W). \quad (17)$$

式(17)最终可化简为伪似然函数 $L_{\mathbf{Z}_k}(\mathbf{x})$ 与预测PHD的乘积,即

$$D_{k|k}(\mathbf{x}|\mathbf{Z}_k) = L_{\mathbf{Z}_k}(\mathbf{x}) D_{k|k-1}(\mathbf{x}|\mathbf{Z}_k) = \sum_{j=1}^{J_{k|k}} w_{k|k}^{(j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(j)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(j)}). \quad (18)$$

类似于预测PHD, $J_{k|k}$ 、 $w_{k|k}^{(j)}$ 、 $\mathbf{m}_{k|k}^{(j)}$ 和 $\mathbf{P}_{k|k}^{(j)}$ 分别表示更新的高斯项个数、第 j 个高斯项更新的权值、均值和协方差。

式(18)中的伪似然函数 $L_{\mathbf{Z}_k}(\mathbf{x})$ 计算方法如下:

$$L_{Z_k}(\mathbf{x}) = 1 - \{1 - \exp[-\gamma(\mathbf{x})]\}p_D(\mathbf{x}) + \exp[-\gamma(\mathbf{x})]p_D(\mathbf{x}) \times \sum_{p \in Z_k} w_p \sum_{W \in p} \frac{\gamma(\mathbf{x})^{|W|}}{d_W} \prod_{z \in W} \frac{\phi_z(\mathbf{x})}{\lambda_k c_k(z)}. \quad (19)$$

其中: $\gamma(\cdot)$ 为目标产生量测的泊松率; $p_D(\cdot)$ 为目标检测概率, $\{1 - \exp[-\gamma(\mathbf{x})]\}p_D(\mathbf{x})$ 为目标至少产生一个量测且被检测到的概率, $1 - \{1 - \exp[-\gamma(\mathbf{x})]\}p_D(\mathbf{x})$ 为等效的漏检概率; 式(19)加号右侧表达式中 $p \in Z_k$ 为对量测集 Z_k 的 p 种可能的划分, w_p 为某种划分在所有可能划分中所占的权重; W 为某种划分中各非空集合, $|W|$ 为集合中量测个数, d_W 为该集合的权重; λ_k 和 $c_k(z)$ 分别为杂波率和观测区域内杂波空间分布。

由于这里的群目标量测模型是非线性的, 在此更新步中需对其进行无迹变换(UT)以求解更新后各高斯项的均值 $\mathbf{m}_{k|k}^{(j)}$ 和协方差 $\mathbf{P}_{k|k}^{(j)}$ 以及单量测伪似然函数 $\phi_z(\mathbf{x})$, 具体算法可参见文献[11]或文献[16], 此处不再赘述。

3.2.5 高斯项的修剪与合并

类似于多目标GMPHD滤波器, 群目标GMPHD滤波器后验强度中的高斯项也会随着时间无限增加; 因此, 需要对其进行适当的修剪与合并^[17]。文献[18]给出了启发式的修剪融合算法来减少高斯项的个数, 其主要思想为: 保留权重较大的高斯项, 删除权重较小(小于删除门限 T)的高斯项; 合并相近的(小于合并门限 U)高斯项。若最终所得高斯项个数仍然大于最大高斯项的个数 $J_{\max}$, 则选择权重最大的 $J_{\max}$ 个高斯项作为最终修剪合并后的项。

3.2.6 群目标状态提取

由于每个高斯项的均值对应于后验强度的一个局部极值点, 权重表示该高斯项对目标个数期望的贡献, 群目标状态的估计可以根据高斯混合项的权重获得^[19]。首先, 筛选出权重大于0.5的高斯项, 并对权值四舍五入, 值为1; 然后, 将该高斯项的均值作为一个群目标状态提取出来, 若值为2, 则说明该高斯项的均值对应两个群的状态, 记录两次; 以此类推, 直至提取出所有群目标的状态。

3.2.7 第2层群结构更新

从式(6)中提取出的群目标状态中再次提取各群的质心信息, 依据状态方程对之进行预测, 得到下一时刻群目标质心的大致位置, 并使用第2层群结构模型对预测的群目标质心状态进行建模和更新, 可以得到反映下一时刻各群目标之间关系的邻接矩阵。根据第2层群结构模型, 若邻接矩阵为0矩阵, 则说明下一时刻各群目标相距较远, 不存在群目标交叉的情况; 若邻接矩阵为非0矩阵, 则认为下一时刻存在群

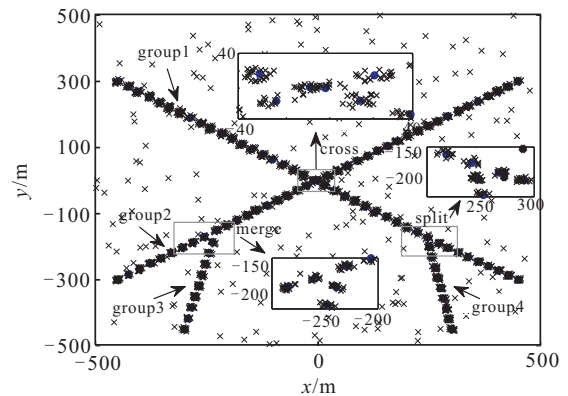
目标交叉运动的情况, 需考虑进行二次划分。

为了方便描述与计算, 这里设置一标志位 **flag**, 并将其初始化为0。当最终所得的邻接矩阵为0矩阵时, 标志位 **flag** 的值不变, 仍为0; 若邻接矩阵为非0矩阵, 则将标志位 **flag** 置为1。当标志位为1时, 需进行二次划分。最后, 将此标志位 **flag** 的值反馈回量测划分步。

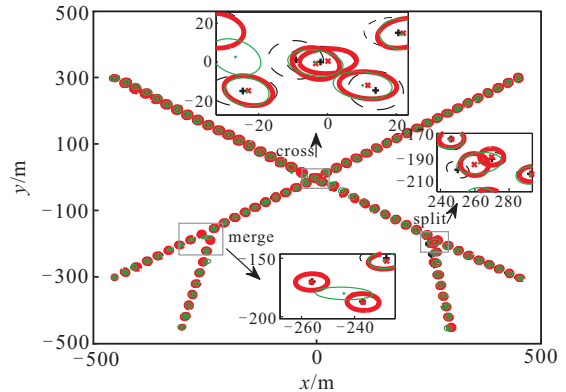
4 仿真实验与分析

为了验证本文所提出基于均值漂移和双层群结构模型的群目标GMPHD滤波算法的性能, 设计了包含群目标融合、交叉及分裂等复杂运动模式的仿真场景进行实验, 并与文献[11]所提出基于椭圆RHM的群目标GMPHD滤波算法进行了比较。同时, 为便于与文献[11]进行对比, 将本文计算的质心位置、椭圆长短半轴及夹角与真值的OSPA距离^[20], 作为滤波性能的评价指标, 所用PC机平台为Inter(R) Pentium(R) CPU G2030 @ 3.00 GHz, RAM 4.00 GB, matlab(R2010b)。

在二维平面上一大小为 $[-500, 500] \text{ m} \times [-500, 500] \text{ m}$ 的观测区域内考察多群目标。区域中共有4个不同大小的群目标, 群3在仿真开始9 s后融合进群2, 使得群2扩散形态变大; 第20 s时, 群1和群2交叉; 第32 s后, 群4从群1中分裂出来, 同时, 群1扩散形态变小。各群不同时刻的形状参数如表1所示, 各群目标质心真实轨迹如图4(a)中的“●”所示。



(a) 群目标真实质心和量测信息



(b) 单次蒙特卡洛仿真结果

图4 群目标仿真场景与单次仿真结果

表1 各群目标不同时刻参数表 $[a/m, b/m, \phi/(^{\circ})]$

time/s	group1	group2	group3	group4
1~9	10, 8, -10	8, 6, 45	8, 6, -20	—
9~32	10, 8, -10	9, 7, 10	—	—
32~40	8, 6, -15	9, 7, 10	—	8, 6, -25

假设群目标在观测区域内线性运动,将之建模为CV模型,各群产生量测的泊松率均为15,即 $\gamma(\mathbf{x})$ 在目标扩散区域内均匀分布;设缩放因子 s 服从 $N(0.7, 0.08)$;杂波率为5,在观测区域内均匀分布;群目标存活概率 $p_s = 0.99$;检测概率 $p_d = 0.99$,采样时间间隔 $T_s = 1$ s,OSPA距离参数设置为 $p = 2$, $c = 100$;高斯项的修剪门限 $T = 1e-5$,合并门限 $U = 4$,最大高斯项数设置为 $J_{\max} = 100$.

状态方程(12)和量测方程(6)的参数设置为

$$\mathbf{F}_k = \text{diag}(\mathbf{F}_k^{CV}, \mathbf{F}_k^{\text{shape}}), \mathbf{Q}_k = \text{diag}(\mathbf{Q}_k^{CV}, \mathbf{Q}_k^{\text{shape}}), \\ \mathbf{F}_k^{CV} = \mathbf{f}_k \otimes \mathbf{I}_d, \mathbf{F}_k^{\text{shape}} = \mathbf{I}_3, \mathbf{R}_k = 0.5^2 \mathbf{I}_2,$$

$$d = 2, \mathbf{f}_k = \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & T_s \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Q}_k^{CV} = \text{diag}(\mathbf{D}_k^1, \mathbf{D}_k^2),$$

$$\mathbf{Q}_k^{\text{shape}} = \text{diag}(0.05, 0.05, 0.01),$$

$$\mathbf{D}_k = q^2 \begin{bmatrix} \frac{T_s^3}{3} & \frac{T_s^2}{2} \\ \frac{T_s^2}{2} & T_s \end{bmatrix}, q_1 = 0.1, q_2 = 0.5.$$

其中: $\mathbf{I}_d$ 表示 $d \times d$ 维的单位阵,符号“ $\otimes$ ”表示矩阵的直积.

设观测区域中新生群目标个数 $J_b = 3$,权重为 $w_{b,k}^{(j)}$,方差为 $\mathbf{P}_{b,k}^{(j)} = \text{diag}(5, 5, 10, 10, 2, 2, 0.1)$,3个新生群目标状态分别初始化为

$$\mathbf{m}_{b,k}^{(1)} = [-450, 300, 23.2, -15.725, 10, 10, 0]^T,$$

$$\mathbf{m}_{b,k}^{(2)} = [-450, -300, 24.25, 16.25, 10, 10, 0]^T,$$

$$\mathbf{m}_{b,k}^{(3)} = [-300, -450, 7.875, 32.875, 10, 10, 0]^T.$$

群目标分裂强度参数设置为

$$\mathbf{J}_{\beta,k} = 1, w_{\beta,k} = 0.05, \mathbf{F}_{\beta} = \mathbf{I}_7,$$

$$\mathbf{Q}_{\beta} = \text{diag}(10, 10, 5, 5, 0.1, 0.1, 0.01).$$

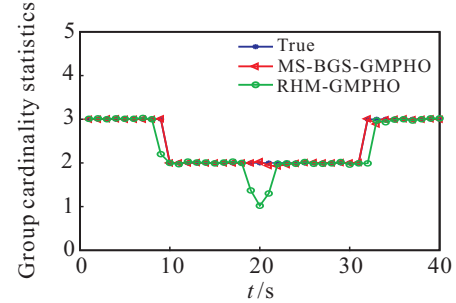
群目标产生的量测信息与真实质心如图4(a)所示,其中,“ $\times$ ”表示群目标量测与杂波量测,“ $\bullet$ ”表示群目标真实的质心.

单次蒙特卡洛(MC)仿真结果如图4(b)所示,其中:“+”和虚线描绘的椭圆表示群目标真实的质心和真实的扩散形态,“ $\bullet$ ”和细实线描绘的椭圆表示文献[11]所提出RHM-GMPHD算法的跟踪结果;“ $\times$ ”和粗实线描绘的椭圆表示本文算法的跟踪结果.可以看出,RHM-GMPHD群目标跟踪算法在群目标合并前一刻、分裂后一刻以及群目标交叉处均出现了漏估问题,而本文所提出算法在这3个时刻得到了群目标数的准确估计.

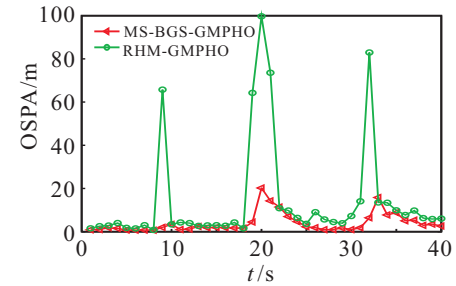
本文采用100次MC仿真的结果来验证算法的

跟踪性能.群目标势估计结果如图5(a)所示.群目标质心、椭圆长短半轴及夹角的OSPA距离分析分别如图5(b)和图5(c)所示.

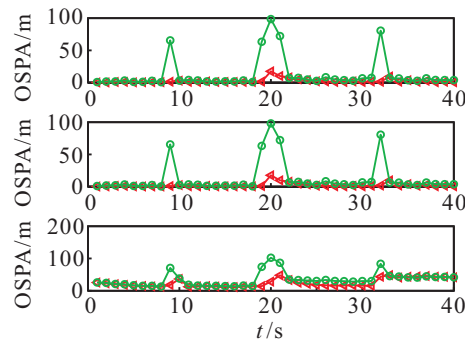
由图5可以看出,RHM-GMPHD群目标跟踪算法在群目标发生合并、交叉与分裂,即两个群相互邻近时,算法性能起伏较大,这与文献[11]的结论一致.而本文所提出MS-BGS-GMPHD算法很好地解决了这3个时刻附近群数目的漏估问题,对应的OSPA距离也大幅下降,取得了良好的跟踪效果,这也是本文引入均值漂移并提出双层群结构模型的初衷.



(a) 群目标势估计



(b) 质心OSPA距离



(c) 长短半轴和朝向的OSPA距离

图5 100次蒙特卡洛仿真结果

两种算法平均运行时间如表2所示.

表2 两种算法平均运行时间对比

算法	RHM-GMPHD	MS-BGS-GMPHD
运行时间/s	247.3870	143.5748

由表2可以看出,本文所提出算法的平均运行时间大幅度减小,约降低为RHM-GMPHD算法的58%.这是因为传统的距离划分需要考虑多种可能的划分情况,导致量测更新步运算量较大,而均值漂移算法进行量测划分的结果只有1种,运算量较低.

5 结 论

本文提出了一种基于均值漂移和双层群结构模型的群目标GMPHD滤波算法. 通过引入均值漂移算法, 解决了群目标合并及分裂前后由于量测划分不准确所导致的群目标数漏估问题; 同时, 也大幅减少了量测划分数, 降低了运算量, 提升了算法的实时性. 但均值漂移算法未能解决群目标交叉时刻群数目的漏估问题, 因此, 提出一种双层群结构模型, 通过搭建第2层群结构并将其更新后的信息反馈回量测划分步以判断是否需要二次划分. 双层群结构模型的提出很好地解决了群目标交叉时刻群数目的漏估问题. 蒙特卡洛仿真表明, 与传统的基于距离划分的群目标RHM-GMPHD算法相比, 本文所提出算法获得了更高的实时性, 较好地解决了群目标合并、交叉及分裂前后群数目的漏估问题, 实现了对多群目标质心和扩散形态的稳定跟踪.

参考文献(References)

- [1] Mihaylova L, Carmi A Y, Septier F. Overview of Bayesian sequential Monte Carlo methods for group and extended object tracking[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 25(C): 1-16.
- [2] Koch J W. Bayesian approach to extended object and cluster tracking using random matrices[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2008, 44(3): 1042-1059.
- [3] Clark D, Godsill S. Group target tracking with the Gaussian mixture probability hypothesis density filter[C]. *The 3rd Int Conf on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information*. Melbourne: IEEE, 2007: 149-154.
- [4] 李振兴, 刘进忙, 李松, 等. 基于箱式粒子滤波的群目标跟踪算法[J]. *自动化学报*, 2015, 41(4): 785-798. (Li Z X, Liu J M, Li S, et al. Group targets tracking algorithm based on box particle filter[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(4): 785-798.)
- [5] Abdallah F, Gning A, Bonnifait P. Box particle filtering for nonlinear state estimation using interval analysis[J]. *Automatica*, 2008, 44(3): 807-815.
- [6] Liang M, Song L P, Ji H B, et al. Box-particle CPHD filter for multi-target tracking[C]. *2015 Int Conf on Control, Automation and Information Sciences(ICCAIS)*. Changshu, 2015: 80-84.
- [7] Zhu S J, Liu W F, Wen C L. Multiple group targets tracking using the generalized labeled multi-bernoulli filter[C]. *Proc of the 35th Chinese Control Conf.* Chengdu, 2016: 4871-4876.
- [8] Lin S F, Ba T V, Sven E N. Measurement driven birth model for the generalized labeled multi-bernoulli filter[C]. *2016 Int Conf on Control, Automation and Information Sciences(ICCAIS)*. Ansan, 2016: 94-99.
- [9] Ba-Ngu V, Ba-Tuong V, Hung G H. An efficient implementation of the generalized labeled multi-bernoulli filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2017, 65(8): 1975-1987.
- [10] 连峰, 韩崇昭, 刘伟峰, 等. 基于SMC-PHDF的部分可分辨的群目标跟踪算法[J]. *自动化学报*, 2010, 36(5): 732-741. (Lian F, Han C Z, Liu W F, et al. Tracking partly resolvable group targets using SMC-PHDF[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, 36(5): 732-741.)
- [11] 张慧, 徐晖, 王雪莹, 等. 一种基于椭圆随机超曲面模型的高斯混合PHD滤波器[J]. *光学学报*, 2013, 33(9): 14-23. (Zhang H, Xu H, Wang X Y, et al. A Gaussian mixture PHD filter for group targets tracking based on ellipse random hypersurface models[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(9): 14-23.)
- [12] Baum M, Noack B, Hanebeck U D. Extended object and group tracking with elliptic random hypersurface models[C]. *The 13th Conf on Information Fusion*. Edinburgh, 2010: 1-8.
- [13] Antonio Z, Florian F, Marcus B, et al. Level-set random hypersurface models for tracking nonconvex extended objects[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(6): 2990-3007.
- [14] 刘凤梅, 葛洪伟, 杨金龙, 等. 基于均值漂移聚类的扩展目标量测集划分算法[J]. *计算机工程*, 2014, 40(12): 182-187. (Liu F M, Ge H W, Yang J L, et al. Extended target measurement set partition algorithm based on mean shift clustering[J]. *Computer Engineering*, 2014, 40(12): 182-187.)
- [15] 李翠芸, 桂阳, 刘靳. 基于mean shift迭代的新生未知多扩展目标跟踪[J]. *控制与决策*, 2017, 32(3): 521-525. (Li C Y, Gui Y, Liu J. Unknown newly born multiple extended targets tracking based on mean shift iteration[J]. *Control and Decision*, 2017, 32(3): 521-525.)
- [16] Zhang H, Xu H, Wang X Y, et al. A PHD filter for tracking closely spaced objects with elliptic random hypersurface models[C]. *The 16th Int Conf on Information Fusion*. Istanbul, 2013: 1558-1565.
- [17] Granstrom K, Lundquist C, Orguner O. Extended target tracking using a Gaussian-mixture PHD filter[J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(4): 3268-3286.
- [18] Vo B N, Ma W K. The Gaussian mixture probability hypothesis density filter[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4091-4104.
- [19] 刘妹琴, 兰剑. 目标跟踪前沿理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 159-161. (Liu M Q, Lan J. *Leading-edge theory and application of target tracking*[M]. Beijing: Science Press, 2015: 159-161.)
- [20] Schuhmacher D, Vo B T, Vo B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters[J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 2008, 56(8): 3447-3457.

(责任编辑: 孙艺红)