

引用格式:魏立兴,孙合敏,吴卫华,等.自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器[J].电光与控制,2018,25(9):78-83,87. WEI L X, SUN H M, WU W H, et al. A labeled GM-CBMeMber filter with adaptive one-step track initiation[J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(9):78-83, 87.

## 自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器

魏立兴, 孙合敏, 吴卫华, 罗沐阳, 吴晓彪  
(空军预警学院, 武汉 430019)

**摘要:**针对高斯混合势平衡多目标多伯努利(GM-CBMeMber)滤波器局限于固定出生位置且不能提供航迹信息的缺陷,为有效利用机载多普勒雷达的多普勒信息,提出了自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器。在预测步骤,该滤波器通过引入航迹标签提供航迹信息,并选取可能对应新生目标的量测,根据转换的位置量测和多普勒量测分别得到新生目标初始状态的位置分量和速度分量;在更新步骤,依次使用转换的位置量测和多普勒量测序贯更新目标状态。仿真结果表明,所提算法航迹起始性能良好,并且能够有效提供航迹信息。

**关键词:**多目标跟踪;随机有限集;航迹起始;航迹标签;高斯混合势平衡多目标多伯努利

**中图分类号:** V271.4; TN953 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2018.09.017

## A Labeled GM-CBMeMber Filter with Adaptive One-Step Track Initiation

WEI Li-xing, SUN He-min, WU Wei-hua, LUO Mu-yang, WU Xiao-biao  
(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the Gaussian Mixture Cardinality Balanced Multi-Target Multi-Bernoulli (GM-CBMeMber) filters are limited to the fixed birth position and cannot provide track information, a labeled GM-CBMeMber filter with adaptive one-step track initiation is proposed, which makes full use of the Doppler information of the airborne Doppler radar. In the predicting step, the proposed algorithm provides track information by introducing track label. After selecting the measurements that may correspond to the newborn targets, the position estimation and velocity estimation of newborn targets are calculated by using the converted position measurements and Doppler measurements respectively. In the updating step, the target states are updated sequentially by using Doppler measurements after they are updated with position measurements. The results of simulation show that the proposed algorithm performs well in track initiation and can effectively provide track information.

**Key words:** multi-target tracking; random finite set; track initiation; track label; Gaussian Mixture Cardinality Balanced Multi-target Multi-Bernoulli (GM-CBMeMber)

### 0 引言

传统的基于数据关联的多目标跟踪(Multi-Target Tracking, MTT)算法,因数据关联固有的组合爆炸,存在计算量大的问题。基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的 MTT 算法避免了数据关联,近年来受到国内外跟踪领域的广泛关注。但是,当前基于 RFS 的

MTT 算法实现条件过于理想,通常假设新生目标在先验设置的固定位置进行航迹起始。若新生目标出现在目标出生强度未覆盖的范围,那么概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)和势化概率假设密度(Cardinalized Probability Hypothesis Density, CPHD)滤波器就无法正确起始航迹。为了改善这个问题,可以让出生强度尽可能覆盖整个状态空间,但是虚假短小航迹的出现概率随之升高<sup>[1]</sup>。高斯混合 PHD(Gaussian Mixture PHD, GM-PHD)和高斯混合 CPHD(Gaussian Mixture CPHD, GM-CPHD)利用多个高斯分量近似目标出生强度,但对权重、均值和协方差的选取要求较高,不合理的参数设置将影响航迹起始的性能<sup>[2]</sup>。

收稿日期:2017-09-25 修回日期:2018-07-20

基金项目:国家自然科学基金(61601510)

作者简介:魏立兴(1992—),男,福建泉州人,硕士生,研究方向为随机有限集多目标跟踪、多传感器数据融合。

实际情况下,新生目标可能出现在传感器探测区域内的任意位置,固定位置进行航迹起始的方法不再适用。为此,文献[1-6]尝试利用量测信息实现新生目标自适应航迹起始。文献[1]利用斜距和方位量测驱动目标出生强度自适应航迹起始,但是没有考虑多普勒量测对航迹起始的作用,并且仅给出了 PHD 和 CPHD 的序贯蒙特卡罗(Sequential Monte Carlo, SMC)执行。文献[2]基于 GM-PHD 和 GM-CPHD 滤波器,利用“0-1”二值变量对目标状态空间进行扩维,从而区分存活目标和新生目标;经典的航迹起始算法通常采用“两点起始法”,但其计算量比较大,算法实时性有待提高<sup>[3]</sup>。为有效利用多普勒信息,并提高航迹起始的速度,文献[4-5]综合利用斜距、方位和多普勒量测对新生目标进行单点航迹起始。传统的“单点起始法”(One-Step Track Initiation, OSI)仅简单地将新生目标的初始速度设置为零,为了更准确地估计新生目标的初始速度,文献[4]提出了一种改进的单点航迹起始算法,但它不是基于 RFS 框架;文献[5]提出了一种带多普勒量测的自适应单点航迹起始 GM-PHD 滤波器,但是新生目标速度协方差的结果存在错误。

标准的基于 RFS 的 MTT 算法除了局限于固定的航迹起始位置这个不足外,另一饱受诟病之处是不能提供航迹信息。基于高斯混合势平衡多目标多伯努利(Gaussian Mixture Cardinality Balanced Multi-Target MultiBernoulli, GM-CBMeMber)滤波器<sup>[6]</sup>,前期已经提出了带多普勒量测的 GM-CBMeMber 滤波器<sup>[7]</sup>,但是该算法不能提供航迹信息,并假设新生目标在固定位置进行航迹起始。为了解决这些问题,在前期工作的基础上提出了一种自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器,记为 GM-CBMeMber-D-L-OSI。首先在预测阶段引入标签来提供航迹信息,然后选取可能对应新生目标的量测,根据量测转换后的位置量测和多普勒量测估计新生目标的初始状态,并纠正了文献[5]中新生目标速度协方差公式的错误,最后利用转换的位置量测和多普勒量测序贯更新目标状态。仿真结果表明,该算法的航迹起始性能良好,并且能有效地为机载多普勒雷达 MTT 提供航迹信息。

## 1 基于 RFS 的多目标跟踪问题描述

假设  $k$  时刻目标状态  $\mathbf{x}_k^{(i)} = [x_k^{(i)}, y_k^{(i)}, \dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]^T, i = 1, 2, \dots, N_k$ , 其中,  $[x_k^{(i)}, y_k^{(i)}]^T$  为位置分量,  $[\dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]^T$  为速度分量。由于存在目标的暂消和新目标的出生,目标数量  $N_k$  将随时间变化。因此,  $k-1$  时刻的多目标状态  $\mathbf{X}_{k-1}$  可以用有限集合表示为  $\mathbf{X}_{k-1} = \{\mathbf{x}_{k-1}^{(1)}, \mathbf{x}_{k-1}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}_{k-1}^{(N_{k-1})}\}$ 。对于  $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \forall \mathbf{X}_{k-1}$ , 目标在下一时刻或以概

率  $p_{S,k}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$  继续存活,或以概率  $1-p_{S,k}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$  消失。因此,  $k$  时刻的多目标状态  $\mathbf{X}_k$  表示为

$$\mathbf{X}_k = \left[ \bigcup_{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \in \mathbf{X}_{k-1}} S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}) \right] \cup \Gamma_k \quad (1)$$

式中:  $\bigcup_{\mathbf{x}_{k-1}^{(i)} \in \mathbf{X}_{k-1}} S_{k|k-1}(\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$  为  $k$  时刻存活目标 RFS;  $\Gamma_k$  为  $k$  时刻出生目标 RFS。假设目标的运动方程是线性高斯的,即

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{F}_{k-1}$  为状态转移矩阵;  $\mathbf{w}_{k-1}$  是均值为零、协方差为  $\mathbf{Q}_{k-1}$  的高斯白噪声,且  $\mathbf{E}(\mathbf{w}_i \mathbf{w}_j^T) = 0, i \neq j$ 。

在  $k$  时刻,目标  $\mathbf{x}_k^{(i)}$  或以概率  $p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$  被传感器检测并产生量测,或以概率  $1-p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$  被漏检。此外,量测集合中还包括一系列的杂波和虚警,因此,  $k$  时刻的量测集合可以表示为  $\mathbf{Z}_k = \{z_k^{(1)}, z_k^{(2)}, \dots, z_k^{(M_k)}\}$

$$\mathbf{Z}_k = \left[ \bigcup_{\mathbf{x}_k^{(i)} \in \mathbf{X}_k} \Theta_k(\mathbf{x}_k^{(i)}) \right] \cup \mathbf{K}_k \quad (3)$$

式中:  $\Theta_k(\mathbf{x}_k^{(i)})$  为目标量测 RFS,当目标以概率  $p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$  被检测时,  $\Theta_k(\mathbf{x}_k^{(i)})$  取  $\mathbf{Z}_k$  中的某元素,当目标以概率  $1-p_{D,k}(\mathbf{x}_k^{(i)})$  未被检测时,  $\Theta_k(\mathbf{x}_k^{(i)}) = \emptyset$ ;  $\mathbf{K}_k$  为杂波 RFS;  $M_k$  为量测数量。假设  $k$  时刻传感器状态为  $\mathbf{x}_k^s = [x_k^s, y_k^s, \dot{x}_k^s, \dot{y}_k^s]^T$ , 则来自目标的量测  $z_k$  可以表示为

$$\mathbf{z}_k = [r_{m,k}, \theta_{m,k}, d_{m,k}]^T = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{n}_k \quad \mathbf{z}_k \in \Theta_k(\mathbf{x}_k) \quad (4)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{x}_k) = \begin{bmatrix} h_r(\mathbf{x}_k) \\ h_\theta(\mathbf{x}_k) \\ h_d(\mathbf{x}_k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_k \\ \theta_k \\ d_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2} \\ \arctan\left(\frac{y_k - y_k^s}{x_k - x_k^s}\right) \\ (\dot{x}_k - \dot{x}_k^s) \cos \theta_k + (\dot{y}_k - \dot{y}_k^s) \sin \theta_k \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $r_k, \theta_k$  和  $d_k$  分别为目标  $\mathbf{x}_k$  的斜距、方位和多普勒;假设观测噪声之间相互独立,则观测噪声为零均值、协方差  $\mathbf{R}_k = \text{diag}[\sigma_r^2, \sigma_\theta^2, \sigma_d^2]$  的高斯白噪声,其中,  $\sigma_r, \sigma_\theta$  和  $\sigma_d$  分别为斜距、方位和多普勒的观测噪声标准差。

## 2 自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器

多伯努利 RFS 是多个独立的单伯努利 RFS 的并集,若用  $l^{(i)}, r^{(i)}$  和  $p^{(i)}$  分别表示第  $i$  个单伯努利 RFS 的标签、存在概率和概率密度,则多伯努利 RFS 可以用一组参数集合表示,记为  $\pi = \{(l^{(i)}, r^{(i)}, p^{(i)})\}_{i=1}^M, i = 1, 2, \dots, M$ 。假设目标存活概率和检测概率与目标状态无关,即

$$\begin{cases} p_{S,k}(\mathbf{x}) = p_{S,k} \\ p_{D,k}(\mathbf{x}) = p_{D,k} \end{cases} \quad (6)$$

则 GM-CBMeMBer-D-L-OSI 滤波器的实现过程分为预测和更新两个步骤:首先在预测步骤中引入标签,然后对斜距和方位量测进行量测转换,并利用筛选后的量测计算新生目标多伯努利 RFS 的概率密度,最后在更新步骤中利用转换后的位置量测和多普勒量测序贯更新多伯努利 RFS。

## 2.1 预测步骤

令  $l^{(i)}$  表示第  $i$  个单伯努利 RFS 的标签,则  $k-1$  时刻的多伯努利 RFS 表示为

$$\pi_{k-1} = \{ (l_{k-1}^{(i)}, r_{k-1}^{(i)}, p_{k-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k-1}} \quad (7)$$

因此,  $k$  时刻预测的多伯努利 RFS 为

$$\pi_{k|k-1} = \{ (l_{P,k|k-1}^{(i)}, r_{P,k|k-1}^{(i)}, p_{P,k|k-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k-1}} \cup \{ (l_{r,k}^{(i)}, r_{r,k}^{(i)}, p_{r,k}^{(i)}) \}_{i=1}^{J_{r,k}} \quad (8)$$

$$l_{P,k|k-1}^{(i)} = l_{k-1}^{(i)} \quad (9)$$

式中,  $\{ (l_{P,k|k-1}^{(i)}, r_{P,k|k-1}^{(i)}, p_{P,k|k-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k-1}}$  表示存活目标多伯努利 RFS,  $r_{P,k|k-1}^{(i)}$  和  $p_{P,k|k-1}^{(i)}$  由文献[7]的式(9)给出。与 GM-CBMeMBer 滤波器在固定位置进行航迹起始不同, GM-CBMeMBer-D-L-OSI 滤波器利用筛选后的量测驱动自适应航迹起始,其中,  $\{ (l_{r,k}^{(i)}, r_{r,k}^{(i)}, p_{r,k}^{(i)}) \}_{i=1}^{J_{r,k}}$  表示新生目标多伯努利 RFS。

## 2.2 更新步骤

假设  $k$  时刻预测的多伯努利 RFS 可为  $\pi_{k|k-1} = \{ (l_{k|k-1}^{(i)}, r_{k|k-1}^{(i)}, p_{k|k-1}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k|k-1}}$ , 其中, 预测的多伯努利 RFS 的数量为  $M_{k|k-1} = M_{k-1} + J_{r,k}$ 。若第  $i$  个预测的多伯努利 RFS 的概率密度为混合高斯形式

$$p_{k|k-1}^{(i)} = \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k-1}^{(i,j)} N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)}) \quad (10)$$

式中,  $N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}, \mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)})$  为第  $j$  个均值为  $\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}$ 、协方差为  $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(i,j)}$  的高斯分量, 那么更新的多伯努利 RFS 由遗留航迹部分和量测更新部分组成

$$\pi_k \approx \{ (l_{L,k}^{(i)}, r_{L,k}^{(i)}, p_{L,k}^{(i)}) \}_{i=1}^{M_{k|k-1}} \cup \{ (l_{k|k}(\mathbf{z}_{C,k}), r_{k|k}(\mathbf{z}_{C,k}), p_{k|k}(\mathbf{x}; \mathbf{z}_{C,k})) \}_{\mathbf{z}_{C,k} \in \mathcal{Z}_{C,k}} \quad (11)$$

遗留航迹部分多伯努利 RFS 公式为

$$l_{L,k}^{(i)} = l_{k|k-1}^{(i)} \quad (12)$$

$$r_{L,k}^{(i)} = r_{k|k-1}^{(i)} \frac{1 - p_{D,k}}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} \cdot p_{D,k}} \quad (13)$$

$$p_{L,k}^{(i)} = p_{k|k-1}^{(i)} \quad (14)$$

其中, 遗留航迹多伯努利 RFS 的标签  $l_{L,k}^{(i)}$  继承了预测的多伯努利 RFS 的标签  $l_{k|k-1}^{(i)}$ 。

量测更新部分多伯努利 RFS 的计算分为两步:首先将极坐标系下的斜距和方位量测转换为  $xOy$  坐标系下的位置量测;然后再利用转换后的位置量测和多普勒量测序贯更新多伯努利 RFS。

### 2.2.1 量测转换

在随机有限集的框架中, 通常在直角坐标系下描

述目标状态方程, 所以, 首先将极坐标系下的量测  $\mathbf{z}_k = [r_{m,k}, \theta_{m,k}, d_{m,k}]^T$  转换为  $xOy$  直角坐标系下的位置量测  $\mathbf{y}_{C,k} = [x_{m,k}, y_{m,k}]^T$ , 并给出其对应的位置分量协方差

$$\begin{cases} x_{m,k} = \lambda_\theta^{-1} r_{m,k} \cos \theta_{m,k} + x_k^s \\ y_{m,k} = \lambda_\theta^{-1} r_{m,k} \sin \theta_{m,k} + y_k^s \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \sigma_X^2 = -(\lambda_\theta r_{m,k} \cos \theta_{m,k})^2 + 0.5(r_{m,k}^2 + \sigma_r^2) \cdot (1 + \lambda_\theta^4 \cos 2\theta_{m,k}) \\ \sigma_Y^2 = -(\lambda_\theta r_{m,k} \sin \theta_{m,k})^2 + 0.5(r_{m,k}^2 + \sigma_r^2) \cdot (1 - \lambda_\theta^4 \cos 2\theta_{m,k}) \\ \sigma_{XY}^2 = -(\lambda_\theta r_{m,k})^2 \sin \theta_{m,k} \cos \theta_{m,k} + 0.5(r_{m,k}^2 + \sigma_r^2) \lambda_\theta^4 \sin 2\theta_{m,k} \end{cases} \quad (16)$$

式中:  $\lambda_\theta = e^{-\sigma_\theta^2/2}$ , 表示方位补偿因子<sup>[8]</sup>;  $\mathbf{R}_{C,k} = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \sigma_{XY}^2 \\ \sigma_{XY}^2 & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$  为位置分量协方差<sup>[9]</sup>, 用于后续位置量测

新息协方差的计算。假设  $\mathbf{Y}_{C,k} = \{ \mathbf{y}_{C,k}^{(i)} \}$  和  $\mathbf{D}_{C,k} = \{ d_{m,k}^{(i)} \}$  分别表示转换后的位置量测集合和多普勒量测集合, 则转换后的量测集合可表示为  $\mathbf{Z}_{C,k} = [\mathbf{Y}_{C,k}; \mathbf{D}_{C,k}] = \{ \mathbf{z}_{C,k}^{(i)} \}, i = 1, 2, \dots, J_k$ , 其中,  $\mathbf{z}_{C,k}^{(i)} = [\mathbf{y}_{C,k}^{(i)}, d_{m,k}^{(i)}]^T = [x_{m,k}^{(i)}, y_{m,k}^{(i)}, d_{m,k}^{(i)}]^T$ 。

### 2.2.2 序贯更新多伯努利 RFS

利用转换后的位置量测和多普勒量测序贯更新多伯努利 RFS, 则量测更新部分多伯努利 RFS 公式为

$$l_{k|k}(\mathbf{z}_{C,k}) = l_{k|k-1}^{(n)} \quad (17)$$

$$n = \arg \max_i \left[ \frac{r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \rho_{k|k}^{(i)}(\mathbf{z}_{C,k})}{(1 - r_{k|k-1}^{(i)} p_{D,k})^2} \right] \quad (18)$$

$$r_{k|k}(\mathbf{z}_{C,k}) = \frac{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} r_{k|k-1}^{(i)} (1 - r_{k|k-1}^{(i)}) \rho_{k|k}^{(i)}(\mathbf{z}_{C,k})}{\kappa_k^C \kappa_k^d + \sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \frac{r_{k|k-1}^{(i)} \rho_{k|k}^{(i)}(\mathbf{z}_{C,k})}{1 - r_{k|k-1}^{(i)} p_{D,k}}} \quad (19)$$

$$p_{k|k}(\mathbf{x}; \mathbf{z}_{C,k}) = \frac{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{k|k}^{(i,j)}, \mathbf{P}_{k|k}^{(i,j)})}{\sum_{i=1}^{M_{k|k-1}} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} w_{k|k}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k})} \quad (20)$$

$$\rho_{k|k}^{(i)}(\mathbf{z}_{C,k}) = p_{D,k} \sum_{j=1}^{J_{k|k-1}^{(i)}} [w_{k|k-1}^{(i,j)} q_{C,k}^{(i,j)}(\mathbf{y}_{C,k}) q_{d,k}^{(i,j)}(d_{m,k})] \quad (21)$$

$$q_{C,k}^{(i,j)}(\mathbf{y}_{C,k}) = N(\mathbf{y}_{C,k}; \mathbf{H} \mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}, \mathbf{S}_{C,k}^{(i,j)}) \quad (22)$$

$$q_{d,k}^{(i,j)}(d_{m,k}) = N(d_{m,k}; h_d(\mathbf{m}_{k|k-1}^{(i,j)}(\mathbf{y}_{C,k})), S_{d,k}^{(i,j)}(\mathbf{y}_{C,k})) \quad (23)$$

式中:  $\kappa_k^C$  和  $\kappa_k^d$  分别为位置杂波强度和 Doppler 杂波强度;  $\mathbf{H} = [\mathbf{I}_2, \mathbf{0}_2]$  表示位置观测矩阵,  $\mathbf{I}_2$  和  $\mathbf{0}_2$  分别为  $2 \times$

2 的单位矩阵和全零矩阵。若第  $n$  个预测的标签对量测更新部分 RFS 的存在概率  $r_{klk}(\mathbf{z}_{C,k})$  贡献值最大, 则其对应的航迹标签  $l_{klk}(\mathbf{z}_{C,k})$  继承第  $n$  个预测的多伯努利 RFS 的标签  $l_{klk-1}^{(n)}$ 。

式(20)中, 高斯分量  $\{w_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}), m_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}), P_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k})\}$  由位置量测  $y_{C,k}$  和多普勒量测  $d_{m,k}$  序贯更新得到

$$w_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}) = \frac{r_{klk-1}^{(i)}}{1 - r_{klk-1}^{(i)}} P_{D,k} w_{klk-1}^{(i,j)} q_{C,k}^{(i,j)}(y_{C,k}) q_{d,k}^{(i,j)}(d_{m,k}) \quad (24)$$

$$m_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}) = m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) + G_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k}) \cdot [d_{m,k} - h_d(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))] \quad (25)$$

$$P_{klk}^{(i,j)}(\mathbf{z}_{C,k}) = [I - G_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k}) H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))] \cdot P_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) \quad (26)$$

式中,  $m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})$  和  $P_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})$  分别表示由位置量测  $y_{C,k}$  更新得到的均值和协方差, 即

$$m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) = [x_{C,klk}^{(i,j)}, y_{C,klk}^{(i,j)}, \dot{x}_{C,klk}^{(i,j)}, \dot{y}_{C,klk}^{(i,j)}]^T = m_{klk-1}^{(i,j)} + G_{C,k}^{(i,j)}(y_{C,k} - H m_{klk-1}^{(i,j)}) \quad (27)$$

$$P_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) = [I - G_{C,k}^{(i,j)} H] P_{klk-1}^{(i,j)} \quad (28)$$

位置量测增益  $G_{C,k}^{(i,j)}$ 、位置量测新息协方差  $S_{C,k}^{(i,j)}$ 、多普勒量测增益  $G_{d,k}^{(i,j)}$  和多普勒量测新息协方差  $S_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k})$  分别为

$$G_{C,k}^{(i,j)} = P_{klk-1}^{(i,j)} H^T [S_{C,k}^{(i,j)}]^{-1} \quad (29)$$

$$S_{C,k}^{(i,j)} = R_{C,k} + H P_{klk-1}^{(i,j)} H^T \quad (30)$$

$$G_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k}) = P_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) [H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))]^T \cdot [S_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k})]^{-1} \quad (31)$$

$$S_{d,k}^{(i,j)}(y_{C,k}) = H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})) P_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}) \cdot [H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))]^T + \sigma_d^2 \quad (32)$$

式(30)中, 转换量测误差协方差  $R_{C,k}$  由式(16)给出。式(26)、式(31)和式(32)中的  $H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))$  为  $h_d(\mathbf{x}_k)$  在  $m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})$  处的雅可比矩阵, 即

$$H_{d,k}(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})) = \left. \frac{\partial [h_d(\mathbf{x}_k)]}{\partial \mathbf{x}_k} \right|_{\mathbf{x}_k = m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k})} = [h_1^{(i,j)}, h_2^{(i,j)}, h_3^{(i,j)}, h_4^{(i,j)}] \quad (33)$$

式中:  $h_1^{(i,j)} = [(\dot{x}_{C,klk}^{(i,j)} - \dot{x}_k^s) - \hat{d}_k^{(i,j)} \cos \hat{\theta}_k^{(i,j)}] / \hat{r}_k^{(i,j)}$ ;  $h_2^{(i,j)} = [(\dot{y}_{C,klk}^{(i,j)} - \dot{y}_k^s) - \hat{d}_k^{(i,j)} \sin \hat{\theta}_k^{(i,j)}] / \hat{r}_k^{(i,j)}$ ;  $h_3^{(i,j)} = \cos \hat{\theta}_k^{(i,j)}$ ;  $h_4^{(i,j)} = \sin \hat{\theta}_k^{(i,j)}$ ; 斜距估计  $\hat{r}_k^{(i,j)} = h_r(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))$ ; 方位估计  $\hat{\theta}_k^{(i,j)} = h_\theta(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))$ ; 多普勒估计  $\hat{d}_k^{(i,j)} = h_d(m_{klk}^{(i,j)}(y_{C,k}))$ 。

此外, 由于多伯努利 RFS 和高斯分量的数量随时间逐渐增加, 所以在更新步骤结束后, 还需要对多伯努利 RFS 和高斯分量进行“剪枝合并”, 具体步骤可参考

文献[6]。

### 2.3 量测驱动自适应单点航迹起始

本文给出了 GM-CBMeMber-D-L-OSI 滤波器实现自适应单点航迹起始的具体步骤: 首先根据距离门限对量测进行筛选; 然后给出标签的具体形式; 最后利用筛选后的量测计算式(8)中的新生目标多伯努利 RFS  $\{(l_{\Gamma,k}^{(i)}, r_{\Gamma,k}^{(i)}, p_{\Gamma,k}^{(i)})\}_{i=1}^{J_{\Gamma,k}}$ 。

#### 2.3.1 筛选量测

假设  $k-1$  时刻估计的多目标状态  $\hat{\mathbf{X}}_{k-1} = \{\tilde{\mathbf{e}}_{k-1}^{(1)}, \tilde{\mathbf{e}}_{k-1}^{(2)}, \dots, \tilde{\mathbf{e}}_{k-1}^{(i)}\}$ , 转换量测集合  $\mathbf{Z}_{C,k-1} = [\mathbf{Y}_{C,k-1}; \mathbf{D}_{k-1}]$ , 其中,  $\mathbf{D}_{k-1}$  和  $\mathbf{Y}_{C,k-1} = \{y_{C,k-1}^{(j)}\}$  分别表示多普勒量测集合和位置量测集合, 则估计状态与量测间的欧氏距离为  $\Delta d_{k-1}^{(i,j)} = \|H \tilde{\mathbf{e}}_{k-1}^{(i)} - y_{C,k-1}^{(j)}\|$ ,  $i=1, 2, \dots, I_{k-1}$ ;  $j=1, 2, \dots, J_{k-1}$ 。由于当前估计状态  $\tilde{\mathbf{e}}_{k-1}^{(i)}$  附近的量测对应下一时刻新生目标的可能性很小, 所以将这部分量测剔除:

$$\bar{\mathbf{Z}}_{C,k-1} := \emptyset, \bar{\mathbf{Y}}_{C,k-1} := \emptyset$$

$$\text{for } i=1, 2, \dots, I_{k-1}; \text{ for } j=1, 2, \dots, J_{k-1}$$

$$\text{if } \Delta d_{k-1}^{(i,j)} \leq \tau \text{ then } \bar{\mathbf{Y}}_{C,k-1} := \bar{\mathbf{Y}}_{C,k-1} \cup y_{C,k-1}^{(j)}, \bar{\mathbf{Z}}_{C,k-1} :=$$

$$\bar{\mathbf{Z}}_{C,k-1} \cup z_{C,k-1}^{(j)}$$

end; end

其中, 距离门限  $\tau$  设置为  $\sigma_r$  可以使被剔除的量测  $\bar{\mathbf{Z}}_{C,k-1}$  和  $\bar{\mathbf{Y}}_{C,k-1}$  以最大的概率来自  $k-1$  时刻的目标。因此, 量测集合  $\mathbf{Z}_{b,k-1} = \mathbf{Z}_{C,k-1} - \bar{\mathbf{Z}}_{C,k-1}$  和其对应的位置量测集合  $\mathbf{Y}_{b,k-1} = \mathbf{Y}_{C,k-1} - \bar{\mathbf{Y}}_{C,k-1}$  可用于计算  $k$  时刻的新生目标多伯努利 RFS。

#### 2.3.2 计算新生目标多伯努利 RFS

利用标签索引号  $(k, i)$  唯一表示  $k$  时刻第  $i$  个新生目标多伯努利 RFS 的标签  $l_{\Gamma,k}^{(i)}$ , 即

$$l_{\Gamma,k}^{(i)} = (k, i) \quad (34)$$

利用  $\mathbf{z}_{b,k-1}^{(i)} = [r_{b,k-1}^{(i)}, \theta_{b,k-1}^{(i)}, d_{b,k-1}^{(i)}]^T$  和  $\mathbf{y}_{b,k-1}^{(i)} (\mathbf{z}_{b,k-1}^{(i)} \in \mathbf{Z}_{b,k-1}, \mathbf{y}_{b,k-1}^{(i)} \in \mathbf{Y}_{b,k-1}, i=1, 2, \dots, J_{\Gamma,k-1})$  可求得  $k-1$  时刻的概率密度  $p_{\Gamma,k-1}^{(i)} = N(\mathbf{x}, m_{\Gamma,k-1}^{(i)}, P_{\Gamma,k-1}^{(i)})$ , 其中, 均值和协方差分别为

$$m_{\Gamma,k-1}^{(i)} = [x_{\Gamma,k-1}^{(i)}, y_{\Gamma,k-1}^{(i)}, \dot{x}_{\Gamma,k-1}^{(i)}, \dot{y}_{\Gamma,k-1}^{(i)}]^T \quad (35)$$

$$P_{\Gamma,k-1}^{(i)} = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & 0 & \sigma_{XY}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_Y^2 & 0 & \sigma_{\dot{X}\dot{Y}}^2 \\ \sigma_{XY}^2 & 0 & \sigma_Y^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{\dot{X}\dot{Y}}^2 & 0 & \sigma_{\dot{Y}}^2 \end{bmatrix} \quad (36)$$

式中: 均值的位置分量  $\mathbf{y}_{b,k-1}^{(i)} = [x_{\Gamma,k-1}^{(i)}, y_{\Gamma,k-1}^{(i)}]^T$ , 对应的位置分量协方差  $\mathbf{R}_p = \begin{bmatrix} \sigma_X^2 & \sigma_{XY}^2 \\ \sigma_{XY}^2 & \sigma_Y^2 \end{bmatrix}$  由式(16)给出; 均值

的速度分量  $[\dot{x}_{r,k-1}^{(i)}, \dot{y}_{r,k-1}^{(i)}]^T$  和速度分量协方差  $P_v = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{xy}^2 \\ \sigma_{xy}^2 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$  计算过程如下所述。

1) 步骤1 将式(5)的多普勒量测方程改写为

$$d_{b,k-1} = H_v(\dot{x}_k - \dot{x}_k^s) + n_{d,k} \quad (37)$$

式中:  $H_v = [\cos \theta_k, \sin \theta_k]$ ;  $\dot{x}_k$  和  $\dot{x}_k^s$  分别为目标和传感器的速度分量, 而且  $\dot{x}_k \sim N(\dot{x}_k; \theta, \bar{P}_v)$ , 协方差  $\bar{P}_v = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$ ; 多普勒观测噪声  $n_{d,k} \sim N(n_{d,k}; 0, \sigma_d^2)$ 。利用

线性最小均方误差准则估计速度分量  $[\dot{x}_{r,k-1}^{(i)}, \dot{y}_{r,k-1}^{(i)}]^T$  和速度分量协方差  $P_v$ , 为

$$\begin{aligned} [\dot{x}_{r,k-1}^{(i)}, \dot{y}_{r,k-1}^{(i)}]^T &= \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} d_{b,k-1}^{(i)} + \\ &[\dot{x}_k^s, \dot{y}_k^s]^T = \beta [\cos \theta_{b,k-1}^{(i)}, \sin \theta_{b,k-1}^{(i)}]^T d_{b,k-1}^{(i)} + [\dot{x}_k^s, \dot{y}_k^s]^T \end{aligned} \quad (38)$$

$$\begin{aligned} P_v &= \bar{P}_v - \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} H_v \bar{P}_v^T = \\ &\delta_s^2 \begin{bmatrix} 1 - \beta \cos^2(\theta_{b,k-1}^{(i)}) & -\beta \cos \theta_{b,k-1}^{(i)} \sin \theta_{b,k-1}^{(i)} \\ -\beta \cos \theta_{b,k-1}^{(i)} \sin \theta_{b,k-1}^{(i)} & 1 - \beta \sin^2(\theta_{b,k-1}^{(i)}) \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (39)$$

文献[5]中式(19)的新生目标速度协方差为

$$\begin{aligned} P_v &= \bar{P}_v - \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} H_v \bar{P}_v^T = \\ &\begin{bmatrix} (1 - \beta) \cos \theta_{b,k-1}^{(i)} & -\beta \cos \theta_{b,k-1}^{(i)} \sin \theta_{b,k-1}^{(i)} \\ -\beta \cos \theta_{b,k-1}^{(i)} \sin \theta_{b,k-1}^{(i)} & (1 - \beta) \sin \theta_{b,k-1}^{(i)} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (40)$$

式中,  $\beta = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_s^2 + \sigma_d^2}$ 。

2) 步骤2 对  $m_{r,k-1}^{(i)}$  和  $P_{r,k-1}^{(i)}$  进行卡尔曼一步预测得到  $k$  时刻新生目标多伯努利 RFS 的概率密度

$$P_{r,k}^{(i)} = N(\mathbf{x}, m_{r,k|k-1}^{(i)}, P_{r,k|k-1}^{(i)}) \quad (41)$$

$$m_{r,k|k-1}^{(i)} = F_{k-1} m_{r,k-1}^{(i)} \quad (42)$$

$$P_{r,k|k-1}^{(i)} = Q_{k-1} + F_{k-1} P_{r,k-1}^{(i)} F_{k-1}^T \quad (43)$$

式中,  $F_{k-1}$  和  $Q_{k-1}$  分别为状态转移矩阵和过程噪声协方差。

### 3 仿真与分析

假设传感器监视的方位和斜距范围分别为  $[-180^\circ, 180^\circ]$  和  $[0 \text{ m}, 1000 \text{ m}]$ , 采样间隔  $\Delta = 1 \text{ s}$ , 探测时间长度  $80 \text{ s}$ 。表1所示为各目标初始状态及其起止时刻, 新生目标多伯努利 RFS 的存在概率  $r_{r,k}^{(i)} = 0.03$ , 目标的存活概率  $p_{s,k} = 0.95$ , 检测概率  $p_{d,k} = 0.9$ , 目标先验速度标准差  $\sigma_s = 17 \text{ m/s}$ 。

表1 目标初始状态

Tabel 1 Initial target state

目标序号	初始时刻	终止时刻	初始状态 $(x_0^{(i)}, y_0^{(i)}, \dot{x}_0^{(i)}, \dot{y}_0^{(i)})$
1	第3 s	第65 s	(500 m, 400 m, -11 m/s, -5 m/s)
2	第5 s	第68 s	(450 m, 8 m, -15 m/s, 5 m/s)
3	第7 s	第71 s	(0 m, 150 m, -2 m/s, -10 m/s)
4	第10 s	第80 s	(600 m, 200 m, -5 m/s, 10 m/s)
5	第15 s	第80 s	(-100 m, -150 m, 12 m/s, 2 m/s)

状态转移矩阵  $F_{k-1} = \begin{bmatrix} I_2 & \Delta I_2 \\ \mathbf{0}_2 & I_2 \end{bmatrix}$ ; 过程噪声协方差

$$Q_{k-1} = \sigma_w^2 \begin{bmatrix} \Delta^4 I_2 & \Delta^3 I_2 \\ 4 & 2 \\ \Delta^3 I_2 & \Delta^2 I_2 \\ 2 & \Delta^2 I_2 \end{bmatrix}, \text{过程噪声标准差 } \sigma_w = 0.1$$

m/s<sup>2</sup>。斜距、方位和多普勒的观测噪声标准差分别为  $\sigma_r = 20 \text{ m}$ ,  $\sigma_\theta = 2^\circ$  和  $\sigma_d = 0.5 \text{ m/s}$ 。杂波点在监视区域内均匀分布, 其数量服从均值为 20 的泊松分布, 杂波点的多普勒速度在  $[-35 \text{ m/s}, 35 \text{ m/s}]$  上服从均匀分布。伯努利 RFS 和高斯分量随着时间迭代不断增加, 影响滤波器仿真效率, 因此通过“剪枝合并”步骤<sup>[6,10]</sup> 对其进行管理: 多伯努利 RFS 的存在概率门限  $P = 1 \times 10^{-3}$ , 最大允许数量  $T_{\max} = 100$ ; 高斯分量的权重门限  $T = 10^{-5}$ , 合并距离  $U = 4 \text{ m}$ , 最大允许数量  $J_{\max} = 100$ 。

将文献[5]提出的带多普勒量测的自适应单点航迹起始 GM-PHD 滤波器记为 GM-PHD-D-OSI, 利用最优子模式分配 (Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA)<sup>[11]</sup> 比较 GM-PHD-D-OSI 和 GM-CBMeMBer-D-L-OSI 的跟踪性能。令 OSPA 的阶参数  $p = 1$ , 距离截断参数  $c = 25 \text{ m}$ , 图1为两种滤波器经过 500 次蒙特卡罗仿真实验的 OSPA 总误差比较。由图1可知, 整个跟踪过程可分为 3 个阶段: 第1阶段(航迹起始阶段)(第3~第15 s)、第2阶段(航迹维持阶段)(第16~第65 s)、第3阶段(航迹终止阶段)(第66~第80 s)。第1阶段, 新生目标分别在第3 s, 第5 s, 第7 s, 第10 s 和第15 s 出现, 由于对新生目标的确认存在一定的滞后, 所以两种滤波器都无法立刻对目标进行航迹起始, 两种滤波器在这些时刻的 OSPA 总误差明显高于其他时刻; 在新生目标出现后的下一时刻, OSPA 总误差迅速下降, 这说明两种滤波器能对上一时刻出现的新生目标进行航迹起始。第2阶段, 两种滤波器的 OSPA 总误差逐渐趋于稳定, 并维持在 7 m 左右。第3阶段, 由于目标 1、目标 2 和目标 3 依次消失, 所以两种滤波器的 OSPA 总误差略微升高。总体而言, 两种滤波器的 OSPA 误差性能非常接近, 这与文献[6]中 GM-CBMeMBer 和 GM-PHD 性能接近的结果是一致的, 同时, 这也说明本文所提方法的正确性。

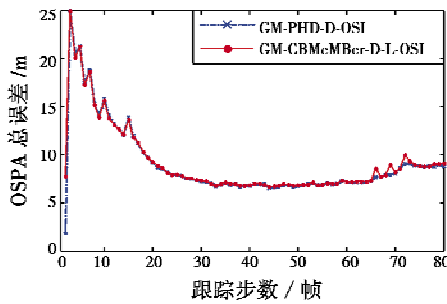


图1 OSPA 总误差比较  
Fig.1 Total OSPA error

然而,文献[5]所给的 GM-PHD-D-OSI 并不能提供目标的航迹信息,为此,GM-CBMeMber-D-L-OSI 在预测步骤引入标签提供航迹信息。图2和图3分别为 GM-PHD-D-OSI 和 GM-CBMeMber-D-L-OSI 的单次跟踪结果,它们都是利用量测驱动单点航迹起始。

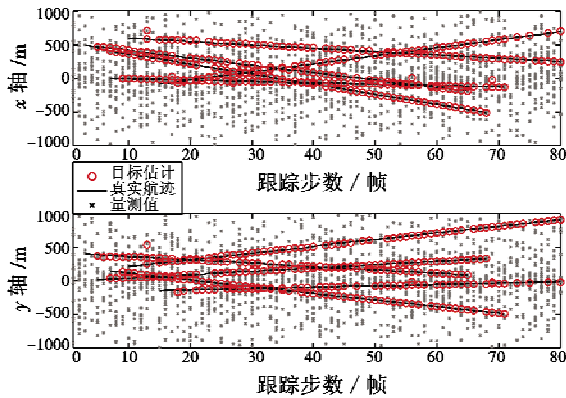


图2  $x$ - $y$  平面内目标真实航迹、量测值和 GM-PHD-D-OSI 的估计值

Fig.2 True tracks, measurements, and GM-PHD-D-OSI estimates in  $x$ - $y$  plane

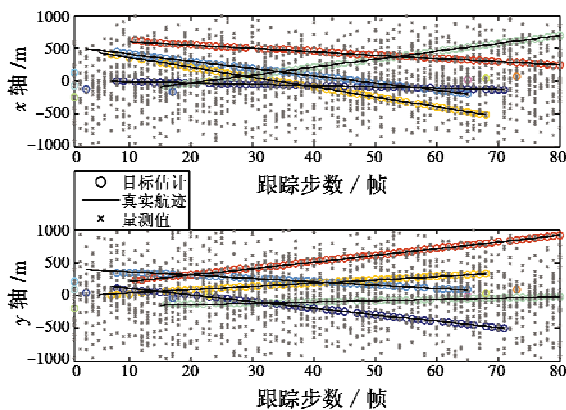


图3  $x$ - $y$  平面内目标真实航迹、量测值和 GM-CBMeMber-D-L-OSI 的估计值

Fig.3 True tracks, measurements, and GM-CBMeMber-D-L-OSI estimates in  $x$ - $y$  plane

图中,黑色直线表示目标真实航迹,叉号表示量测值,同一颜色的圆圈表示航迹标签相同的目标估计。由

图2结果可知,GM-PHD-D-OSI 能够实现新生目标自适应航迹起始,进一步说明式(39)给出的新生目标速度协方差是正确的。比较图2和图3可知,GM-PHD-D-OSI 仅能估计多目标的数量和状态,但是无法提供目标估计的航迹信息并形成目标航迹;而 GM-CBMeMber-D-L-OSI 在预测阶段引入带有时间戳的标签(式(34)),在更新步骤中,标签通过多伯努利 RFS 的更新而传递,更新步骤结束后,目标估计状态被提取的同时,输出其对应的标签,所以不同时刻具有相同标签的目标估计能够最终形成目标航迹,并且直观显示虚假短小点迹。

#### 4 结束语

本文提出自适应单点航迹起始的带标签 GM-CBMeMber 滤波器解决 GM-CBMeMber 滤波器在固定位置进行航迹起始的局限,并能有效提供航迹信息。在此基础上,下一步工作包括:1) 利用多模型 GM-CBMeMber 滤波器研究多机动目标跟踪问题;2) 将最小可检测速度(MDV)并入本文提出的 GM-CBMeMber-D-L-OSI 滤波器,进一步研究更为复杂的多普勒盲区下的 MIT 问题。

#### 参考文献

- [1] RISTIC B, CLARK D, VO B N, et al. Adaptive target birth intensity for PHD and CPHD filters[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2012, 48 (2): 1656-1668.
- [2] BEARD M, VO B T, VO B N, et al. A partially uniform target birth model for Gaussian mixture PHD/CPHD filtering [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2013, 49(4): 2835-2844.
- [3] WANG X, MUSICKI D, ELLEM R, et al. Efficient and enhanced multi-target tracking with Doppler measurements [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2009, 45(4): 1400-1417.
- [4] YEOM S W, KIRUBARAJAN T, BAR-SHALOM Y. Track segment association, fine-step IMM and initialization with Doppler for improved track performance [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2004, 40 (1): 293-309.
- [5] YOON J H, KIM D Y, BAE S H, et al. Joint initialization and tracking of multiple moving objects using Doppler information [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7): 3447-3452.
- [6] VO B T, VO B N, CANTONI A. The cardinality balanced multi-target multi-Dernoulli filter and its implementations [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57 (2): 409-423.

扰。若按感受电磁波的波段划分,可分为射频寻的制导和光学寻的制导两种,其中,射频寻的制导包括微波寻的制导、毫米波寻的制导。毫米波导引头相对微波导引头具有体积小、重量轻、精度高、抗干扰能力强、低仰角跟踪性能好、多普勒分辨率高以及具有穿透等离子体能力等优点,但容易受到大气的影响,作用距离短。光学寻的制导包括电视寻的制导、红外寻的制导和激光寻的制导。电视寻的制导具有体积小、重量轻、精度和智能化高等特点;红外寻的制导具有识别和抗干扰能力强等特点;激光寻的制导具有主动探测的特征,捕获的目标信息更为全面。

### 5.2.3 复合制导

复合制导是一种“优势互补”的制导方法,将各种制导方式的优点组合在一起,并进行综合运用就是复合制导。采用复合制导的导弹虽然制造成本高,但具有抗干扰能力强、制导精度高和制导距离远等优点,实际上,远程和中远程舰空导弹均采用了复合制导的方式,单一的制导方式不能满足现代化战争的需求,复合制导方式的运用将会更加广泛。

不同制导方式会对编队舰空导弹接力制导产生不同的影响。因此,需要继续对制导方式进行深入研究,并以实践来检验各种制导方式在不同情况下的可行性。

### 5.3 制导通道的选取

制导通道<sup>[11]</sup>的选取是编队舰空导弹接力制导的难点,主要体现在“网络 + C<sup>4</sup>ISR 系统”指挥决策的复杂性。不同于单舰制导,接力制导要考虑编队内其他平台的影响,编队的队形、阵位配置、舰空导弹的交接空域等都是变化的,如何确定制导通道的选取是最优的,提出相应的优化算法,也是今后接力制导研究工作的重点方向。

## 6 结束语

编队舰空导弹接力制导是舰艇编队协同交战能力

(CEC)的重要组成部分,要求以发射平台为中心的防空反导转向以网络为中心的防空反导,有效提高了中远程舰空导弹的低空杀伤远界。本文对接力制导的现实意义、交接方式和交接班平台的主要任务进行了浅析,并给出接力制导的具体流程。编队舰空导弹接力制导是一个具有广阔探索空间的问题,目前还面临着诸多技术挑战,需要进一步研究。

### 参考文献

- [1] 刘建英,李小龙,王钦钊. 国外指挥控制建模研究现状及启示[J]. 电光与控制,2011,18(4):56-60.
  - [2] 宋伟,李新. 美海军协同作战能力[J]. 舰船电子对抗,2007,30(3):9-12.
  - [3] 刘兵. 舰空导弹超视距协同作战技术研究[J]. 现代防御技术,2009,37(4):7-10.
  - [4] 秦剑冬,邢昌风,吴玲. 编队舰空导弹协同制导防空作战研究[J]. 舰船科学技术,2010,32(5):80-83.
  - [5] 李翼,钟生新. 舰空导弹防空体系分析[J]. 现代防御技术,2005,33(1):1-4,9.
  - [6] 朱平云,胥辉旗,曲晖. 反舰导弹突防技术[M]. 北京:兵器工业出版社,2015:3-9.
  - [7] 张忠阳,张维刚. 防空反导导弹[M]. 北京:国防工业出版社,2012.
  - [8] 李斌. 世界经典武器装备 - 导弹武器[M]. 北京:中国经济出版社,2015:353-357.
  - [9] 乔良,王航宇,石章松,等. 编队协同防空制导交接仿真研究[J]. 指挥控制与仿真,2009,31(4):81-83,86.
  - [10] 余亮,邢昌风,王航宇,等. 编队协同防空作战中制导交接问题分析与建模[J]. 舰船电子工程,2008,28(4):47-49,59.
  - [11] 滕克难. “协同制导通道”基本概念及其应用分析[J]. 现代防御技术,2013,41(4):44-48.
- 
- (上接第83页)
- [7] 魏立兴,孙合敏,吴卫华,等. 改进的 GM-CBMeMber 机载多普勒雷达多目标跟踪算法[J]. 空军预警学院学报,2017,31(3):162-166.
  - [8] MO L B, SONG X Q, ZHOU Y Y, et al. Unbiased converted measurements for tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 1998, 34(3):1023-1027.
  - [9] DUAN Z S, HAN C Z, LI X R. Comments on unbiased converted measurements for tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2004, 40(4):1374.
  - [10] 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(8):3447-3457.
  - [11] RISTIC B, VO B N, CLARK D, et al. A metric for performance evaluation of multi-target tracking algorithms [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(7):3452-3457.