

多普勒雷达下的机动多目标跟踪算法

国强^{1,2}, 卢宇翀^{2,3}, 戚连刚^{1,2}, KALIUZHNY Mykola⁴

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 150001, 哈尔滨; 2. 先进船舶通信与信息技术工业和信息化部重点实验室, 150001, 哈尔滨; 3. 哈尔滨工程大学物理与光电工程学院, 150001, 哈尔滨; 4. 哈尔科夫国立无线电电子大学, 61166, 乌克兰哈尔科夫)

摘要: 针对多普勒雷达在跟踪机动多目标过程中由于多普勒盲区(DBZ)造成量测丢失、对跟踪器性能产生严重影响这一问题, 提出将最小可检测速度(MDV)带入到交互多模型广义标签多伯努利(IMM-GLMB)滤波器中, 利用MDV信息抑制DBZ对跟踪器的影响。首先, 通过采用基于马尔科夫分支合并策略的交互多模型(IMM)算法, 解决单一运动模型的情况下无法跟踪机动目标的问题; 其次, 将并入MDV信息的检测概率模型带入IMM-GLMB滤波器的更新方程中, 并给出了详细实现过程, 利用MDV和多普勒信息来改善跟踪器性能; 最后, 面对目前算法需要固定航迹起始位置才可以进行跟踪的问题, 提出了一种适用于广义标签多伯努利(GLMB)滤波器的自适应航迹起始算法。仿真结果表明, 所提出的滤波算法在不同宽度的DBZ下都具有更好的性能表现, 尤其在DBZ较小时, 对滤波器的性能基本没有影响, 并且所提算法在单步运行时间上有34%的提升。

关键词: 机动多目标跟踪; 多普勒盲区; 航迹起始; 广义标签多伯努利

中图分类号: TN95 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202309018 **文章编号:** 0253-987X(2023)09-0174-11

Maneuvering Multi-Target Tracking Algorithm Based on Doppler Radar

GUO Qiang^{1,2}, LU Yuchong^{2,3}, QI Liangang^{1,2}, KALIUZHNY Mykola⁴

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. Key Laboratory of Advanced Marine Communication and Information Technology, Ministry of Industry and Technology, Harbin 150001, China; 3. College of Physics and Optoelectronic Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 4. Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkov 61166, Ukraine)

Abstract: To solve the problem that measurement loss which happens during tracking multiple maneuvering targets by Doppler radar due to Doppler blind zone (DBZ) can jeopardize the performance of the tracker, the minimum detectable velocity (MDV) was introduced into the interactive multi-model generalized labeled multi-Bernoulli (IMM-GLMB) filter and the MDV information was used to suppress the impact of the DBZ on the tracker. Firstly, the interactive multiple model (IMM) algorithm based on the Markov branch merging strategy was adopted to find a solution to the difficulty that the maneuvering target could not be tracked under the condition of a single motion model. Secondly, the detection probability model incorporating the MDV information was introduced into the update equation of the IMM-GLMB filter with the implementation process being detailed, and the MDV and Doppler information were used to improve the perform-

ance of the tracker. Finally, an adaptive track start algorithm suitable for the generalized labeled multi-Bernoulli (GLMB) filter was proposed with a view to solving the problem that the current algorithm needs a fixed track start position to track. The simulation results show that the proposed filtering algorithm has better performance under different DBZ widths with DBZ having little impact on the performance of the filter especially when it is small and also sees a 34% improvement in single step running time.

Keywords: maneuvering multi-target tracking; Doppler blind zone; track initiation; generalized labeled multi-Bernoulli

在多普勒雷达跟踪目标过程中,通过利用多普勒量测^[1](径向速度)可以有效抑制杂波,显著提升跟踪器性能。但是,由于传感器的物理限制,当目标的多普勒量测小于最小可检测速度(MDV)时,目标就无法被传感器检测,造成多普勒盲区(DBZ)^[2],导致航迹断续、暂消、重起批、断批等问题。

为了解决这个问题,Gordon 等将 DBZ 作为先验信息应用到粒子滤波算法中^[3]。在此基础上,文献[4]提出多模型粒子滤波器,用来跟踪 DBZ 遮掩的机动目标。此外,一些学者结合多模型算法^[5],通过添加运动停止模型来解决这个问题。Koch 等给出另一种解决方案,将 MDV 作为是一个传感器状态参数,把目标检测概率描述为一个与之相关的状态函数^[6-7],当目标进入 DBZ 后获得一个较低的检测概率,通过引入伪量测来表示漏检。

面对更复杂的多目标场景,文献[8]提出“双虚拟”分配方法,额外加入虚拟量测表示由于 DBZ 引起的漏检,让目标在漏检后依旧可以使对应航迹保持“活动”。文献[9]通过使用基于航迹-航迹关联的方法,通过拼接属于同一目标的断裂航迹段来提高航迹连续性。上述的多目标跟踪方法都需要经过复杂的数据关联过程,而基于随机有限集(RFS)的多目标跟踪算法可以避免这一过程,大大减少了算法的计算复杂度。文献[10]通过将文献[6]中的概率检测模型扩展到高斯混合概率假设密度(GM-PHD)滤波器上,实现在 DBZ 遮掩下的多目标跟踪,文献[11]将其应用到带势概率假设密度(CPHD)滤波器上。但是,这些文献都只利用了 MDV 信息而忽略了多普勒量测。对此,文献[12]同时利用多普勒量测信息和 MDV 信息,给出 GM-PHD 的详细推导过程。

上述算法并不能跟踪机动目标,为解决这个问题,研究者提出了很多基于随机有限集的多模型算法。例如,多模型概率假设密度(MM-PHD)^[13]、多模型带势概率假设密度(MM-CPHD)^[14]、多模型多伯努

利(MM-MB)^[15]、多模型标签多伯努利(MM-LMB)^[16]。多模型广义标签多伯努利(MM-GLMB)^[17-18]。但是,这些多模型算法会不可避免的出现马尔科夫跳变分支规模指数增长的情况,所以上述算法均采用剪枝近似的方式对分支数量进行控制。与多模型(MM)算法不同,交互多模型算法(IMM)采用条件概率的分支合并策略,可以有效地控制分支数量,文献[19]将 IMM 算法应用到广义标签多伯努利(GLMB)滤波器中,提出交互多模型广义标签多伯努利(IMM-GLMB)滤波器,在跟踪精度和计算复杂度方面均优于基于分支剪枝策略的 MM-GLMB 算法。

在目标跟踪过程中,目标的航迹起始条件通常作为先验信息被人们所忽视,在实际应用过程中,能利用的信息只有传感器的量测。为了让跟踪器正常运行,文献[20-21]通过使用连续几帧的量测构建新生目标密度,文献[22]提出了联合单点和两点差分航迹起始算法的目标新生强度自适应估计方法,但这些算法均最少需要两步才可以确认速度信息。

为了跟踪 DBZ 遮掩下的机动多目标,本文通过利用文献[6]中的检测概率模型结合 IMM 算法,提出并入 MDV 信息的 IMM-GLMB 滤波器,相比于 PHD 具有更好性能表现,并且可以提供航迹的标签信息。最后,针对航迹起始问题,利用多普勒量测中隐含的速度信息,提出一种适用于 GLMB 滤波器的自适应航迹起始算法。为了证明算法的有效性,给出了 GLMB 和 PHD 的详细性能比较以及在不同状态转移矩阵下的鲁棒性分析。实验结果表明,在不同 DBZ 宽度下 GLMB 都具有更好的性能表现,并且可以在较短时间内完成航迹起始,同时采用 IMM 算法在运行时间上比 MM 算法减少了 34%左右。

1 并入 MDV 信息的检测概率模型

设在 k 时刻目标运动状态为 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k]^T$, 其中 (x_k, y_k) 表示位置分量, $(\dot{x}_k, \dot{y}_k)$ 表示速度

分量。相应的传感器状态为 $\mathbf{x}_k^s = [x_k^s, \dot{x}_k^s, y_k^s, \dot{y}_k^s]^T$ 。检测概率 $p_{D,k}(x)$ 作为目标状态函数,受杂波凹口函数 n_c 直接影响,这里 n_c 沿用文献[11]的定义,表示为传感器的目标多普勒相对于附近杂波多普勒速度的差

$$n_c = n_c(\mathbf{x}_k) = \dot{r}_k - \dot{r}_{c,k} = \frac{\dot{x}_k(x_k - x_k^s) + \dot{y}_k(y_k - y_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} \quad (1)$$

式中: $\dot{r}_k$ 表示多普勒量测

$$\dot{r}_k = h_d(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_s) = \frac{(x_k - x_k^s)(\dot{x}_k - \dot{x}_k^s) + (y_k - y_k^s)(\dot{y}_k - \dot{y}_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} \quad (2)$$

$\dot{r}_{c,k}$ 表示背景杂波多普勒

$$\dot{r}_{c,k} = - \frac{\dot{x}_k^s(x_k - x_k^s) + \dot{y}_k^s(y_k - y_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} \quad (3)$$

杂波凹口的主要作用是抑制杂波,同时也会对比多普勒频率运动目标的检测概率产生影响。当目标进入多普勒盲区时,即 $n_c < v_{MDV}$, 传感器难以获得该目标的量测值,此时 $p_{D,k}(\mathbf{x})$ 趋近于 0; 反之,当目标远离多普勒盲区时,即 $n_c \gg v_{MDV}$, 此时 $p_{D,k}(x)$ 会趋于饱和值 p_D 。因此可以将多普勒盲区宽度描述为 $d_{DBZ} = \{\mathbf{x} | n_c(x_k) < v_{MDV}\}$, 同时根据文献[6]给出检测概率 $p_{D,k}(x)$ 为

$$p_{D,k}(\mathbf{x}) \approx p_D [1 - \exp(-(n_c(\mathbf{x}_k)/v_{MDV})^2 \log 2)] \quad (4)$$

由于检测概率为指数形式,需要先转换成高斯形式在进行后续的调用,根据文献[12]将检测概率建模为

$$p_{D,k}(\mathbf{x}) = p_D [1 - c_f N(y_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1); \mathbf{H}_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1)\mathbf{x}, R_f)] \quad (5)$$

式中: p_D 表示当目标的多普勒速度远离多普勒盲区时的检测概率; $R_f = v_{MDV}^2 / (2 \ln 2)$ 表示伪量测在多普勒域中的方差; $c_f = v_{MDV} \sqrt{\pi / \ln 2}$ 表示归一化因子; 伪量测函数 $y_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1)$ 为

$$y_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1) = n_c(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1) + \mathbf{H}_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1)\hat{\mathbf{x}}_k | k-1 \quad (6)$$

伪量测矩阵为

$$\mathbf{H}_f(\hat{\mathbf{x}}_k | k-1) = [h_1, h_2, h_3, h_4]^T \quad (7)$$

$$\begin{cases} h_1 = -(\dot{y}_k | k-1 - \hat{n}_c(\hat{x}_k | k-1) \cos \hat{a}_k) / \hat{r}_k \\ h_2 = -\cos \hat{a}_k \\ h_3 = -(\dot{x}_k | k-1 - \hat{n}_c(\dot{y}_k | k-1) \sin \hat{a}_k) / \hat{r}_k \\ h_4 = -\sin \hat{a}_k \\ \hat{r}_k \triangleq \sqrt{(\hat{x}_k | k-1 - x_k^s)^2 + (\hat{y}_k | k-1 - y_k^s)^2} \\ \hat{a}_k \triangleq \text{atan2}[(\hat{y}_k | k-1 - y_k^s), (\hat{x}_k | k-1 - x_k^s)] \end{cases} \quad (8)$$

2 IMM-GLMB-MDV 滤波器

设在 $k-1$ 时刻有 N 个目标,则多目标状态为 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其中 $x_i = [x_i, \mu_i, l_i]$, $\mathbf{x}, \mu, l$ 分别表示目标的运动状态、运动模型和标签状态。定义马尔科夫模型跳变转移概率矩阵为

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \chi(\mu_1 | \mu_1) & \cdots & \chi(\mu_1 | \mu_j) & \cdots & \chi(\mu_1 | \mu_R) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \chi(\mu_i | \mu_1) & \cdots & \chi(\mu_i | \mu_j) & \cdots & \chi(\mu_i | \mu_R) \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \chi(\mu_R | \mu_1) & \cdots & \chi(\mu_R | \mu_j) & \cdots & \chi(\mu_R | \mu_R) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\chi(\mu_i | \mu_j)$ 表示运动模型由 μ_j 跳变到 μ_i 的概率。

目标运动到 k 时刻,状态由 x 跳转到 x_+ , 则马尔科夫状态转移密度表示为

$$\varphi(x_+, \mu_+, l_+ | x, \mu, l) = \varphi(x_+ | x, \mu_+, l) \chi(\mu_+ | \mu) \quad (10)$$

2.1 预测

IMM 算法通过模型条件概率对目标运动状态进行混合,这里给出经过模型状态混合后的 IMM-GLMB 的多目标先验密度

$$\pi_+(X_+) =$$

$$\Delta(X_+) \sum_{c \in C} \omega_+^{(c)}(L(X_+)) [\sum_r \varphi(\mu_r) p_+^{(c)}]^{X_+} \quad (11)$$

式中:上标 (c) 表示不同的 GLMB 分量。其中预测集权重为

$$\omega_+^{(c)}(L) = \omega_S^{(c)}(L \cap \mathcal{L}) \omega_\gamma(L \cap \mathcal{B}) \quad (12)$$

单目标混合密度为

$$p_+^{(c)}(\mathbf{x}_+, \mu_+, l) = I_L(l) p_{+,S}^{(c)}(\mathbf{x}_+, \mu_+, l) + I_B(l) p_{+,\gamma}(\mathbf{x}_+, \mu_+, l) \quad (13)$$

式中: $\omega_S^{(c)}(L \cap \mathcal{L})$ 表示存活标签 $L \cap \mathcal{L}$ 的权重; $\omega_\gamma(L \cap \mathcal{B})$ 表示新生标签 $L \cap \mathcal{B}$ 的权重; $p_{+,S}^{(c)}(\cdot, l)$ 和 $p_{+,\gamma}(\cdot, l)$ 分别表示存活目标密度和新生目标密度; 对于给定的标签集合 L , p_S 表示下一时刻目标的存活概率; $I_L(l)$, $I_B(l)$ 分别表示 L , B 的指示函数。

存活目标和新生目标的单目标密度分别为

$$p_{+,S}^{(c)}(\mathbf{x}_+, \mu_+, l) = \frac{1}{\varphi(\mu_+)} \sum_{\mu} \sum_{i=1}^{J_S^{(c)}(\mu, l)} \omega_{S,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l) \cdot N(\mathbf{x}_+; \mathbf{m}_{S,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l), \mathbf{P}_{S,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l)) \quad (14)$$

$$p_{+,\gamma}(\mathbf{x}_+, \mu_+, l) = \frac{1}{\varphi(\mu_+)} \sum_{\mu} \omega_\gamma^{(c)}(\mu_+, \mu) \cdot N(\mathbf{x}_+; \mathbf{m}_\gamma^{(l)}(\mu_+, \mu), \mathbf{P}_\gamma^{(l)}(\mu_+, \mu)) \quad (15)$$

式中: $\varphi(\mu_+) = \sum_{\mu_+} \tau(\mu) \chi(\mu_+ | \mu)$ 为归一化参数, $\tau(\mu)$ 表示模型为 μ 时的模型概率。密度传递过程所需的参数由下面给出。

存活目标预测密度的权重为

$$\omega_{s,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l) = [\eta_s^{(c)}]^L \sum_{l \geq L} [1 - \eta_s^{(c)}]^{L-l} \omega_{s,i}^{(c)}(\mu, l) \quad (16)$$

$$\eta_s^{(c)}(l) = p_s \quad (17)$$

存活目标在进行时间预测前需要根据 IMM 算法进行状态混合

$$\mathbf{m}_i^{(c,o)}(\mu, l) = \frac{1}{\varphi(\mu_+)} \sum_{\mu} \tau(\mu) \chi(\mu_+ | \mu) \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) \quad (18)$$

$$\mathbf{P}_i^{(c,o)}(\mu, l) = \frac{1}{\varphi(\mu_+)} \sum_{\mu} \chi(\mu_+ | \mu) [\mathbf{P}_i^{(c,o)}(\mu, l) + (\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) - \mathbf{m}_i^{(c,o)}(\mu, l)) (\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) - \mathbf{m}_i^{(c,o)}(\mu, l))^T] \quad (19)$$

式中:上标 o 表示预测分量的初始状态。

使用状态混合后的均值 $\mathbf{m}_{s,i}^{(c)}(\mu, l)$ 和协方差 $\mathbf{P}_i^{(c,o)}(\mu, l)$ 进行时间预测,表达式如下

$$\mathbf{m}_{s,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l) = \mathbf{F}(\mu_+) \mathbf{m}_i^{(c,o)}(\mu, l) \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{s,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l) = \mathbf{F}(\mu_+) \mathbf{P}_i^{(c,o)}(\mu, l) \mathbf{F}^T(\mu_+) + \mathbf{Q}(\mu_+) \quad (21)$$

式中: $\mathbf{m}_{s,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l)$ 和 $\mathbf{P}_{s,i}^{(c)}(\mu_+, \mu, l)$ 分别表示存活分量的均值和协方差。

新生目标预测密度的权重为

$$\omega_\gamma(L) = \prod_{l' \in \mathbf{B}} (1 - \epsilon_\gamma^{(l')}) \prod_{l \in L} \frac{I_{\mathbf{B}}(l) \epsilon_\gamma^{(l)}}{1 - \epsilon_\gamma^{(l)}} \quad (22)$$

式中:上标 l, l' 对应不同的航迹信息。

由于新生目标没有先验模型概率,所以不需要模型混合步骤,可直接计算新生目标的均值和协方差

$$\mathbf{m}_\gamma^{(l)}(\mu_+, \mu) = \mathbf{F}(\mu_+) \mathbf{m}_\gamma^{(l)}(\mu) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_\gamma^{(l)}(\mu_+, \mu) = \mathbf{F}(\mu_+) \mathbf{P}_\gamma^{(l)}(\mu) \mathbf{F}^T(\mu_+) + \mathbf{Q}(\mu_+) \quad (24)$$

其中新生目标所需参数 $\mathbf{m}_\gamma^{(l)}(\mu)$ 、 $\mathbf{P}_\gamma^{(l)}(\mu)$ 、 $\epsilon_\gamma^{(l)}$ 在后续 2.3 节中的自适应航迹起始算法给出。

2.2 量测更新

设 k 时刻的量测集为 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_{|Z|}\}$, $\mathbf{z} = [y_c, y_d]$, y_c 表示位置量测信息, y_d 表示多普勒量测信息。此时多目标后验密度为

$$\pi(X|Z) = \Delta(X) \sum_{c \in \mathbf{C}} \sum_{\theta \in \Theta} \omega_Z^{(c,\theta)}(L(X)) \left[\sum_{\mu} \tau(\mu) p^{(c,\theta)}(\cdot | Z) \right]^X \quad (25)$$

其中在模型 μ_r 下的单目标后验概率密度为

$$p^{(c,\theta)}(\mathbf{x}, \mu, l | Z) =$$

$$\begin{aligned} & \delta(\theta(l)) \sum_{i=1}^{J^{(c)}(l)} [\tilde{\omega}_{i,0}^{(c)}(\mu, l) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{i,0}^{(c)}(\mu, l), \\ & \mathbf{P}_{i,0}^{(c)}(\mu, l)) + \tilde{\omega}_{i,f}^{(c)}(\mu, l) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(\mu, l), \\ & \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(\mu, l))] + (1 - \delta(\theta(l))) \cdot \\ & \sum_{i=1}^{J^{(c)}(l)} [\tilde{\omega}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l), \\ & \mathbf{P}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)) + \tilde{\omega}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) N(\mathbf{x}; \mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l), \\ & \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l))] \end{aligned} \quad (26)$$

更新权重为

$$\begin{aligned} \omega_Z^{(c,\theta)}(L) = & \frac{\delta_{\theta^{-1}(0, |Z|)}(L) [\eta_Z^{(c,\theta)}]^L \omega^{(c)}(L)}{\sum_{c \in \mathbf{C}} \sum_{\theta \in \Theta} \sum_{J \subseteq L} \delta_{\theta^{-1}(0, |Z|)}(J) [\eta_Z^{(c,\theta)}]^J \omega^{(c)}(J)} \end{aligned} \quad (27)$$

单目标归一化常量为

$$\begin{aligned} \eta_Z^{(c,\theta)}(l) = & \delta_0(\theta(l)) \sum_{i=1}^{J^{(c)}(l)} [\omega_{i,0}^{(c)}(\mu, l) + \omega_{i,f}^{(c)}(\mu, l)] + \\ & (1 - \delta_0(\theta(l))) \sum_{i=1}^{J^{(c)}(l)} [\omega_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) + \omega_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)] \end{aligned} \quad (28)$$

式中: $\theta(l)$ 表示标签为 l 的航迹关联映射, 当 $\theta(l) = 0$ 时, 说明量测与航迹没有关联, 此时航迹漏检, $\theta(l) > 0$ 时, 说明航迹与量测信息进行了更新; $\delta_0(\theta(l))$ 表示广义克罗内德耳塔函数。

式(23)中 $\{\mathbf{m}_{i,0}^{(c)}(l), \mathbf{P}_{i,0}^{(c)}(l), \omega_{i,0}^{(c)}(l)\}$ 表示常规丢失量测分量, $\{\mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(l), \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(l), \omega_{i,f}^{(c)}(l)\}$ 表示伪量测分量, $\{\mathbf{m}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \mathbf{P}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \omega_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l)\}$ 表示位置量测分量, $\{\mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \omega_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l)\}$ 表示增强量测分量。当目标进入多普勒盲区后, 伪量测分量将会有较大的权重, 可以避免对应的航迹被剪枝阈值删除而漏检有效信息; 增强量测分量中的权重恒为负数, 与位置量测权重相加表示目标检测概率对权重的影响, 当目标进入多普勒盲区后对应的权值也会随之变小。

常规丢失量测 $\{\mathbf{m}_{i,0}^{(c)}(l), \mathbf{P}_{i,0}^{(c)}(l), \omega_{i,0}^{(c)}(l)\}$ 的参数由下述公式给出

$$\mathbf{m}_{i,0}^{(c,r)}(\mu, l) = \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) \quad (29)$$

$$\mathbf{P}_{i,0}^{(c,r)}(\mu, l) = \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) \quad (30)$$

$$\omega_{i,0}^{(c,r)}(\mu, l) = (1 - p_D) \omega_i^{(c)}(\mu, l) \quad (31)$$

伪量测 $\{\mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(l), \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(l), \omega_{i,f}^{(c)}(l)\}$ 的参数由下述公式得到

$$\begin{aligned} \mathbf{m}_{i,f}^{(c,r)}(\mu, l) = & \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) + \mathbf{K}_{i,f} [y_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)) - \\ & \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)) \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)] \end{aligned} \quad (32)$$

$$\mathbf{P}_{i,f}^{(c,r)}(\mu, l) = \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) - \mathbf{K}_{i,f} \mathbf{S}_{i,f} [\mathbf{K}_{i,f}]^T \quad (33)$$

其中伪量测增益 $\mathbf{K}_{i,f}$ 由下式给出

$$\mathbf{K}_{i,f} = \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l))^T (\mathbf{S}_{i,f})^{-1} \quad (34)$$

式中伪量测新息协方差为

$$\mathbf{S}_{i,f} = \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)) \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l))^T \quad (35)$$

伪量测矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l))$ 通过将 $\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)$ 带入式(7)得到。伪量测分量的权重为

$$\omega_{i,f}^{(c,r)}(\mu, l) = p_D c_f q_{i,f}^{(c)} \omega_i^{(c)}(\mu, l) \quad (36)$$

其中分量的似然概率 $q_{i,f}^{(c,r)}$ 为

$$q_{i,f}^{(c,r)} =$$

$$N(y_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)); \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)) \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l), \mathbf{S}_{i,f}) \quad (37)$$

位置量测 $\{\mathbf{m}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \mathbf{P}_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \omega_{i,d}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l)\}$ 参数通过处理位置量测和多普勒量测得到, 首先利用位置量测信息 y_c 对参数进行更新

$$\mathbf{m}_i^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l) + \mathbf{K}_{yp} [y_c^{\theta(l)} - \mathbf{H}_c \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l)] \quad (38)$$

$$\mathbf{P}_i^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) - \mathbf{K}_{yp} \mathbf{S}_{yp} \mathbf{K}_{yp}^T \quad (39)$$

$$q_i^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) = N(y_c^{\theta(l)}; \mathbf{H}_c \mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l), \mathbf{S}_{yp}) \quad (40)$$

$$\omega_i^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) = p_D q_i^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) \omega_i^{(c)}(\mu, l) \quad (41)$$

式中: $\mathbf{H}_c$ 表示目标观测矩阵。位置量测的增益和新息协方差分别为

$$\mathbf{K}_{yp} = \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) \mathbf{H}_c(\mathbf{m}_i^{(c)}(\mu, l))^T (\mathbf{S}_{yp})^{-1} \quad (42)$$

$$\mathbf{S}_{yp} = \mathbf{H}_c \mathbf{P}_i^{(c)}(\mu, l) \mathbf{H}_c^T + \mathbf{R}_c(y_p^{\theta(l)}) \quad (43)$$

然后利用多普勒信息 y_d 进一步更新

$$\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) + \mathbf{K}_{i,d} [y_d^{\theta(l)} - h_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l), x_s)] \quad (44)$$

$$\mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) - \mathbf{K}_{i,d} \mathbf{S}_{i,d} [\mathbf{K}_{i,d}]^T \quad (45)$$

$$q_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = N(y_d^{\theta(l)}; h_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l), x_s), \mathbf{S}_{i,d}) \quad (46)$$

位置分量的权重为

$$\omega_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = q_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) \omega_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) / \kappa(z_c^{\theta(l)}) \quad (47)$$

$$\kappa(z_c^{\theta(l)}) = \kappa(y_c^{\theta(l)}) \kappa(y_d^{\theta(l)}) \quad (48)$$

式中: $\kappa(y_c^{\theta(l)})$ 、 $\kappa(y_d^{\theta(l)})$ 分别表示为位置分量和多普勒分量的杂波强度。

多普勒量测增益和协方差为

$$\mathbf{K}_{i,d} = \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) \mathbf{H}_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l))^T \cdot \mathbf{S}_{i,d}^{-1}(y_c, \mu, l) \quad (49)$$

$$\mathbf{S}_{i,d} = \mathbf{H}_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l)) \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l) \cdot \mathbf{H}_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l))^T + \sigma_d^2 \quad (50)$$

式中: $\mathbf{R}_c$ 和 σ_d 分别为位置量测和多普勒量测噪声标准差, 多普勒量测的雅克比矩阵为

$$\mathbf{H}_d(m) = [h_1, h_2, h_3, h_4] \quad (51)$$

$$\begin{cases} h_1 = [(\hat{x}_{k|k} - \dot{x}_k^s) - h_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l), x_s) \cos \hat{a}_k] / \hat{r}_k \\ h_2 = \cos \hat{a}_k \\ h_3 = [(\hat{y}_{k|k} - \dot{y}_k^s) - h_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l), x_s) \sin \hat{a}_k] / \hat{r}_k \\ h_4 = \sin \hat{a}_k \\ \hat{r}_k = \sqrt{(\hat{x}_{k|k} - x_k^s)^2 + (\hat{y}_{k|k} - y_k^s)^2} \\ \hat{a}_k = \text{atan2}[(\hat{y}_{k|k} - y_k^s), (\hat{x}_{k|k} - x_k^s)] \end{cases} \quad (52)$$

多普勒量测 $h_d(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l), x_s)$ 通过将 $\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(y_c^{\theta(l)}, \mu, l)$ 带入式(2)得到。增强量测 $\{\mathbf{m}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \mathbf{P}_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l), \omega_{i,f}^{(c)}(z_c^{\theta(l)}, l)\}$ 的参数由下述式子得到

$$\mathbf{m}_{i,f}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) + \mathbf{K}_{i,f} [y_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)) - \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)) \mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)] \quad (53)$$

$$\mathbf{P}_{i,f}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) - \mathbf{K}_{i,f} \mathbf{S}_{i,f} \mathbf{K}_{i,f}^T \quad (54)$$

$$\begin{aligned} q_{i,f}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) &= N(y_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)); \\ &\mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)) \mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l), \mathbf{S}_{i,f}) \end{aligned} \quad (55)$$

$$\omega_{i,f}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) = c_f \omega_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) q_{i,f}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) \quad (56)$$

其中增强量测的增益和协方差为

$$\mathbf{K}_{i,f} = \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l))^T (\mathbf{S}_{i,f})^{-1} \quad (57)$$

$$\mathbf{S}_{i,f} = \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)) \mathbf{P}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l) \cdot \mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l))^T \quad (58)$$

增强量测矩阵 $\mathbf{H}_f(\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l))$ 通过将 $\mathbf{m}_{i,d}^{(c,r)}(z_c^{\theta(l)}, \mu, l)$ 代入式(7)得到。

式(28)中各分分量的权重 $\tilde{\omega}_i^{(c)}(\cdot, l)$ 由下式给出

$$\tilde{\omega}_i^{(c)}(\cdot, l) = \omega_i^{(c)}(\cdot, l) / \eta_z^{(c)}(l) \quad (59)$$

所有分量在计算完成后需要进行模型状态混合才能进行目标状态提取。根据 IMM 算法可给出模型混合过程为

$$\mathbf{m}_i^{(c)}(\cdot, l) = \sum_{\mu} \tau(\mu) \mathbf{m}_i^{(c,r)}(\cdot, l) \quad (60)$$

$$P(\cdot, l) = \sum_{\mu} \tau(\mu) [P_i^{(c,r)}(\cdot, l) + (m_i^{(c,r)}(\cdot, l) - m_i^{(c)}(\cdot, l)) (m_i^{(c,r)}(\cdot, l) - m_i^{(c)}(\cdot, l))^T] \quad (61)$$

$$\omega_i^{(c)}(\cdot, l) = \sum_{\mu} \tau(\mu) \omega_i^{(c,r)}(\cdot, l) \quad (62)$$

模型概率更新过程由下式给出

$$\tau(\mu) = \begin{cases} \frac{1}{c} q_i^{(c,r)} \sum_{\mu} \chi(\mu | \mu_-) \tau(\mu_-), & \theta(l) > 0 \\ \sum_{\mu} \chi(\mu | \mu_-) \tau(\mu_-), & \theta(l) = 0 \end{cases} \quad (63)$$

式中: c 为归一化参数, $c = \sum_{\mu} \tau(\mu)$ 。

2.3 自适应航迹起始

设 k 时刻的目标估计状态为 $X_k = \{m_k^1, m_k^2, \dots, m_k^I\}$, $i=1, 2, \dots, I$, 对应时刻的量测集为 $Z_k = \{Y_k, D_k\}$, 其中 $Y_k = \{y_k^1, y_k^2, \dots, y_k^J\}$ 和 $D_k = \{d_k^1, d_k^2, \dots, d_k^J\}$, $j=1, 2, \dots, J$, 分别表示位置量测集和多普勒量测集。

根据当前时刻的位置量测信息 $y_k^j = [x_{c,k}^j, y_{c,k}^j]$, 利用速度信息和多普勒信息对量测进行筛选, 筛选规则如下。

速度信息筛选规则为

$$\frac{\|Y_k - Y_{k-1}\|}{\Delta t} \leq v_k \quad (64)$$

多普勒信息筛选规则为

$$\frac{(x_k^j - x_k^s)(\dot{x}_k^j - \dot{x}_k^s) + (y_k^j - y_k^s)(\dot{y}_k^j - \dot{y}_k^s)}{\sqrt{(x_k^j - x_k^s)^2 + (y_k^j - y_k^s)^2}} \leq d_k^j + \sigma_d \quad (65)$$

式中: $\dot{x}_k^j = \|x_{c,k}^j - x_{c,k-1}^j\| / \Delta t$; $\dot{y}_k^j = \|y_{c,k}^j - y_{c,k-1}^j\| / \Delta t$; 速度信息 v_k 为给定的最大运动速度; G_d 为多普勒噪声标准差。

经过量测筛选后, 再计算新生目标的所需参数。 $\varepsilon_{\gamma}^{(i)}$ 可以根据实际情况用户自行设置。目标新生所需的均值 $m_{\gamma}^{(i)}$ 和协方差 $P_{\gamma}^{(i)}$ 分别为

$$m_{\gamma}^{(i)} = [x_k^{(i)}, \dot{x}_k^{(i)}, y_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}] \quad (66)$$

$$P_{\gamma}^{(i)} = \begin{bmatrix} \sigma_{X,k}^2 & 0 & \sigma_{XY,k}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{X,k}^2 & \sigma_{X,k}^2 & \sigma_{XY,k}^2 \\ \sigma_{XY,k}^2 & 0 & \sigma_{Y,k}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{XY,k}^2 & 0 & \sigma_{Y,k}^2 \end{bmatrix} \quad (67)$$

其中, 均值的位置分量为 $[x_k^{(i)}, y_k^{(i)}] = y_k^i = [x_{c,k}^i, y_{c,k}^i]$, 对应的位置分量协方差为

$$R_{C,k}^{(i)} = \begin{bmatrix} \sigma_{X,k}^2 & \sigma_{XY,k}^2 \\ \sigma_{XY,k}^2 & \sigma_{Y,k}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma_c^2 & 0 \\ 0 & \sigma_c^2 \end{bmatrix} \quad (68)$$

均值的速度分量为 $[\dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]$, 对应的协方差为

$$R_{v,k}^{(i)} = \begin{bmatrix} \sigma_{X,k}^2 & \sigma_{XY,k}^2 \\ \sigma_{XY,k}^2 & \sigma_{Y,k}^2 \end{bmatrix} \quad (69)$$

已知多普勒量测方程为

$$h_{d,k} = \frac{(x_k - x_k^s)(\dot{x}_k - \dot{x}_k^s) + (y_k - y_k^s)(\dot{y}_k - \dot{y}_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} + n_{d,k} \quad (70)$$

通过观察, 将式(70)构造为

$$h_{d,k} = H_v(x_k - x_k^s) + n_{d,k} \quad (71)$$

其中

$$H_v = [\cos\theta \quad \sin\theta] = \begin{bmatrix} \frac{(x_k - x_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} & \frac{(y_k - y_k^s)}{\sqrt{(x_k - x_k^s)^2 + (y_k - y_k^s)^2}} \end{bmatrix} \quad (72)$$

式中: $n_{d,k}$ 表示多普勒观测噪声, $n_{d,k} \sim N(n_{d,k}; 0, \sigma_d^2)$ 。

均值的速度分量 $[\dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]$ 由下式给出

$$[\dot{x}_k^{(i)}, \dot{y}_k^{(i)}]^T = \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} d_k^i + [\dot{x}_k^s, \dot{y}_k^s] \quad (73)$$

速度分量的协方差^[23]为

$$R_{v,k}^{(i)} = \bar{P}_v - \bar{P}_v H_v^T (H_v \bar{P}_v H_v^T + \sigma_d^2)^{-1} H_v \bar{P}_v^T = \begin{bmatrix} (1 - \beta) \cos^2(\theta^{(i)}) & -\beta \cos\theta^{(i)} \sin\theta^{(i)} \\ -\beta \cos\theta^{(i)} \sin\theta^{(i)} & (1 - \beta) \sin^2(\theta^{(i)}) \end{bmatrix} \quad (74)$$

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

3 仿真验证

3.1 仿真参数设置

本节设置一个二维场景, 分别比较 IMM-PHD-MDV-ATI 和 IMM-GLMB-MDV-ATI 两种滤波器在最小可检测速度 v_{MDV} 为 3 和 5 时的跟踪性能, 传感器位置设置在 (0, 0) m, 传感器量测周期为 1 s。观测场景为 $[-1000, 1000] \text{ m} \times [-1000, 1000] \text{ m}$ 。

每个目标都可以在 3 种不同的运动模型中随机改变运动状态。模型一 ($\mu=1$) 是匀速运动模型 ($\omega=0$), 模型二 ($\mu=2$) 是转弯速率为 $2^\circ/\text{s}$ 的协同转弯模型 ($\omega=2\pi/180$), 模型三 ($\mu=3$) 是转弯速率为 $-2^\circ/\text{s}$ 的协同转弯模型 ($\omega=-2\pi/1$)。3 种模型对应的状态转移矩阵如下

$$F(\mu) = F(\omega) =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(T\omega)}{\omega} & 0 & -\frac{\cos(T\omega) - 1}{\omega} \\ 0 & \cos(T\omega) & 0 & -\sin(T\omega) \\ 0 & \frac{\cos(T\omega) - 1}{\omega} & 1 & \frac{\sin(T\omega)}{\omega} \\ 0 & \sin(T\omega) & 0 & \cos(T\omega) \end{bmatrix}$$

噪声协方差矩阵为

$$\boldsymbol{Q}(\mu)=\sigma_p^2\begin{bmatrix}T^4/4&T^3/2&0&0\\T^3/2&T^2&0&0\\0&0&T^4/4&T^3/2\\0&0&T^3&T^2\end{bmatrix}$$

式中: $T=1\text{ s}$; 过程噪声标准差 $\sigma_p=10\text{ m/s}$ 。

本文设置了 3 个机动目标, 每个目标的存活概率为 $p_s=0.99$, 检测概率为 $p_D=0.98$, 目标的先验速度标准差 $\sigma_s=17\text{ m/s}$, 位置量测噪声标准差 $\sigma_c=10\text{ m/s}$, 多普勒的观测噪声标准差 $\sigma_d=0.5\text{ m/s}$, 每个周期的杂波点数服从均值为 25 的泊松分布, 每个杂波点的位置在量测范围内均匀分布。新生目标的模型概率为 $\tau_0=[1/3\quad 1/3\quad 1/3]$, $\epsilon_\gamma^{(i)}$ 设置为 0.001。3 个目标的初始状态及运动情况如表 1 所示。

目标的初始状态为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x}_1 &= [-400\quad 7\quad 380\quad -7] \\ \boldsymbol{x}_2 &= [400\quad -6\quad 410\quad -10] \\ \boldsymbol{x}_3 &= [-700\quad 3\quad 400\quad -14] \end{aligned}$$

表 1 目标的运动状态

Table 1 Target motion state

目标	初始状态	运动情况
1	$\boldsymbol{x}_1$	1~25 s, 61~90 s 匀速运动, 26~60 s 右转
2	$\boldsymbol{x}_2$	1~20 s, 61~100 s 匀速运动, 21~40 s 左转, 41~60 s 右转
3	$\boldsymbol{x}_3$	1~21 s, 56~95 s 匀速运动, 21~55 s 左转

3.2 实验场景一

在场景一中, 比较固定航迹起始位置和使用自适应航迹起始(ATI)算法的 GLMB 和 PHD 两种滤波器的性能。3 个目标的航迹起始位置分别设置为

$$\begin{aligned} \boldsymbol{x}_1^0 &= [-400\quad 0\quad 380\quad 0] \\ \boldsymbol{x}_2^0 &= [-400\quad 0\quad 410\quad 0] \\ \boldsymbol{x}_3^0 &= [-700\quad 0\quad 400\quad 0] \end{aligned}$$

目标运动模型之间切换的马尔可夫矩阵设置为

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix}0.8&0.1&0.1\\0.1&0.8&0.1\\0.1&0.1&0.8\end{bmatrix}$$

图 1 表示目标的径向速度的变化情况, $|n_c(\boldsymbol{x}, \boldsymbol{x}_s)| < v_{MDV}$ 表示该目标进入多普勒盲区。比如在 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 时, 目标的径向速度在 $-3\sim 3\text{ m/s}$ 之间时, 表示该目标在多普勒盲区中, 目标 1 处于多普勒盲区中的时间为 $45\sim 51\text{ s}$, 目标 3 是 $36\sim 55\text{ s}$,

目标 3 是 $73\sim 77\text{ s}$ 。

图 2、图 3 给出当 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 时的单次运行结果, 显示了两个跟踪器的真实轨迹和估计轨迹。可以发现, 在目标经过多普勒盲区后标签没有发生变化, 同时 GLMB 相比于 PHD 跟踪器在多普勒盲区中可以保留更多的目标状态信息, 尤其是当多普勒盲区范围较小时 GLMB 基本不会受到影响。

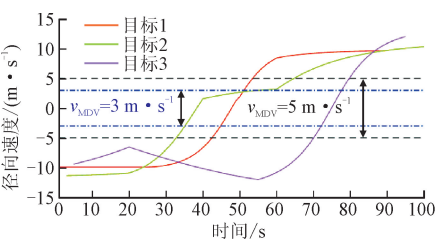


图 1 目标的多普勒与相应的 DBZ 随时间变换关系
Fig. 1 Time varying relationship between target Doppler and corresponding DBZ

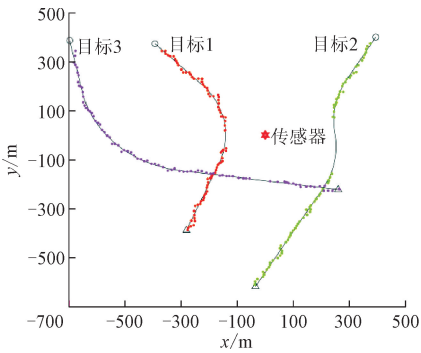


图 2 IMM-PHD-MDV 的跟踪结果
Fig. 2 IMM-PHD-MDV tracking results

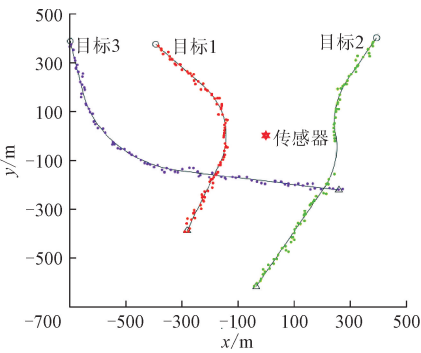


图 3 IMM-GLMB-MDV 的跟踪结果
Fig. 3 IMM-GLMB-MDV tracking results

图 4~图 7 给出了经过 100 次蒙特卡罗仿真实验后几种算法的性能比较。当 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 时, 在 $0\sim 5\text{ s}$ 时间内目标陆续出现, 由于航迹起始算法缺少先验信息, OSPA 误差起伏较大, 但是算法可以在

3 s 内快速收敛。目标数量估计快速上升并在 6 s 时接近真实数量,8~35 s 所跟踪的 3 个目标完成航迹起始并且没有被多普勒盲区遮掩,这段时间 OSPA 误差最小,目标数量估计与真实数量相同,跟踪算法可以有效运行。在 36~55 s 时,目标开始出现被多普勒盲区遮掩的情况,OSPA 开始以较快的速度恶化并在 49 s 左右到达顶峰,目标数量估计也随之减少。由于此时目标 1 和目标 2 均处于多普勒盲区当中,量测信息丢失,导致这期间跟踪器无法跟踪到目

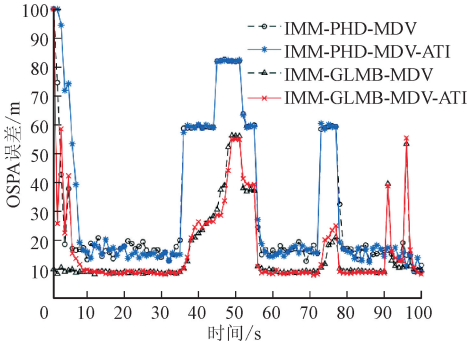


图 4 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 时不同算法的 OSPA 误差
Fig. 4 OSPA error of different algorithms when $v_{MDV}=3\text{ m/s}$

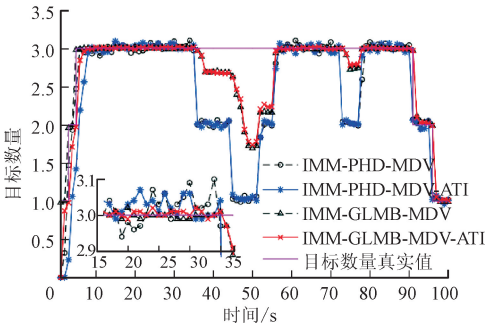


图 5 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 时不同算法的目标数量估计
Fig. 5 Estimation of the number of targets under different algorithms $v_{MDV}=3\text{ m/s}$

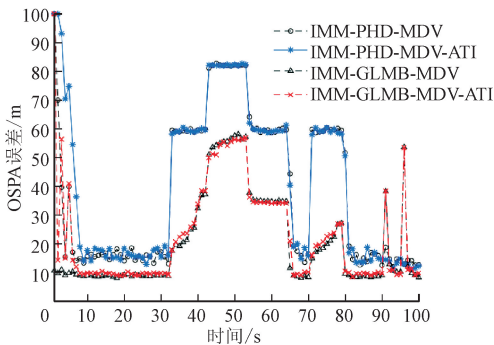


图 6 $v_{MDV}=5\text{ m/s}$ 时不同算法的 OSPA 误差
Fig. 6 OSPA error of different algorithms when $v_{MDV}=5\text{ m/s}$

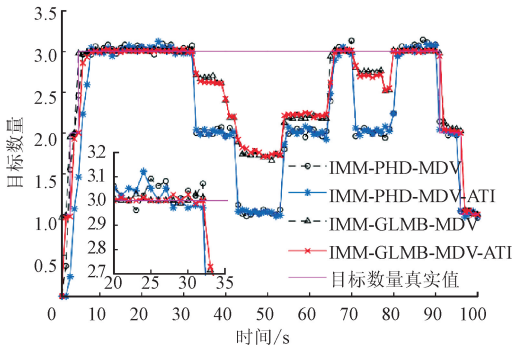


图 7 $v_{MDV}=5\text{ m/s}$ 时不同算法的目标数量估计
Fig. 7 Estimation of the number of targets under different algorithms when $v_{MDV}=5\text{ m/s}$

标。在 51 s 和 55 s 两个目标先后驶出多普勒盲区,跟踪器重新接收到量测信息可以很快恢复正常。在 73~77 s 时,目标 3 经过多普勒盲区,由于时间较短对跟踪器造成的影响有限。

从实验可以看出, GLMB 整体性能要优于 PHD 跟踪器,在经过多普勒盲区时性能恶化程度明显要小于 PHD。在航迹结束后的 3 s 内 GLMB 的 OSPA 性能出现波动,因为 PHD 滤波器在目标量测消失后会立即丢失这段时间的估计,而 GLMB 则会保留一段时间,进而导致在航迹结束时 OSPA 误差变大。与固定航迹起始的情况相比,应用自适应航迹起始算法的 GLMB 滤波器可以更快趋于稳定,并且在性能稳定后两种滤波器与固定航迹起始情况比较性能表现基本一致。

3.3 实验场景二

在多模型滤波场景中,模型转移概率是非常重要的参数,然而模型状态转移矩阵作为先验信息,通常无法提前确认。这里重复测试了所提滤波器在 3 种不同状态转移矩阵下的性能比较,在 $v_{MDV}=3\text{ m/s}$ 的前提下,其余参数与场景一中相同,进行了 100 次蒙特卡罗仿真实验。

3 种不同的马尔科夫矩阵如下

$$\mathbf{M}_1 = \begin{bmatrix} 0.50 & 0.25 & 0.25 \\ 0.25 & 0.50 & 0.25 \\ 0.25 & 0.25 & 0.50 \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{M}_2 = \begin{bmatrix} 0.60 & 0.20 & 0.20 \\ 0.20 & 0.60 & 0.20 \\ 0.20 & 0.20 & 0.60 \end{bmatrix}$$
$$\mathbf{M}_3 = \begin{bmatrix} 0.80 & 0.10 & 0.10 \\ 0.10 & 0.80 & 0.10 \\ 0.10 & 0.10 & 0.80 \end{bmatrix}$$

在给出的状态转移矩阵中,对角线上的元素要大于其他元素,说明在任意时刻,目标状态保持在当前运动模型上的概率要比运动模型发生变化的概率大。图8比较了3种不同状态转移矩阵下的OSPA误差,可以看出,比较选用不同的状态转移矩阵滤波器的性能表现基本一致,说明本文滤波器对模型状态转移矩阵的变化具有较强的鲁棒性。

由图8可以发现,在状态转移矩阵为 M_3 时滤波器的性能表现最好,然而相比去其他情况的性能提升可以忽略不计,证明本文滤波器对于模型状态转移矩阵的参数变化上具有良好的容忍度。

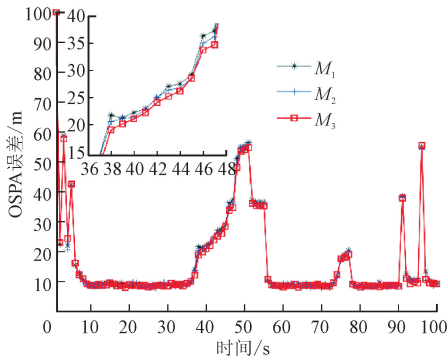


图8 不同状态转移矩阵下的 OSPA 误差

Fig. 8 OSPA errors under different state transition matrices

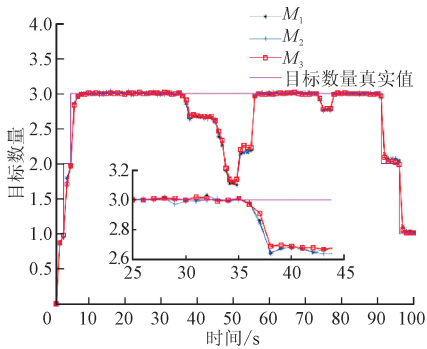


图9 不同状态转移矩阵下的目标数量估计

Fig. 9 Target quantity estimation under different state transition matrices

3.4 实验场景三

该实验场景中比较了基于分支剪枝策略的多模型算法与基于分支合并策略的交互多模型算法在运算精度和计算效率之间的差距。这里在 $v_{MDV} = 3$ m/s的前提下,其余参数与场景一中相同,进行了100次蒙特卡罗仿真实验。

通过图10可以看出,IMM算法的跟踪精度要略

优于MM算法,因为MM在进行分支裁剪过程中会损失一部分有效信息,而IMM采用分支合并策略会更大程度上保留有效信息。通过仿真实验对比了MM-PHD-ATI、IMM-PHD-ATI、MM-GLMB-ATI、IMM-GLMB-ATI跟踪器的单步运行时间,分别为0.048、0.031、6.594、4.417 s。可以看出,使用IMM的跟踪算法比使用MM的算法在计算时间上提升34%左右,其中MM-GLMB-ATI算法消耗时间最长,而IMM-PHD-ATI算法消耗时间最少。尽管PHD算法的运行效率更高,但在跟踪精度方面不尽人意,尤其是在多普勒盲区遮掩时基本完全失去对目标跟踪信息。由于PHD本身的限制,MM-PHD-ATI算法无法输出标签信息,不能提供航迹信息。

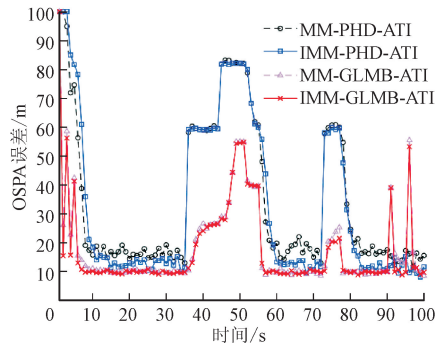


图10 不同算法的 OSPA 误差

Fig. 10 OSPA error of different algorithms

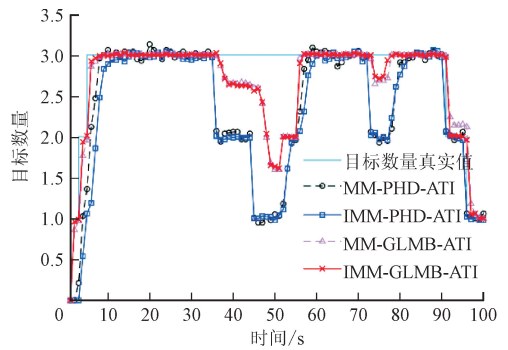


图11 不同算法的目标数量估计

Fig. 11 Estimation of the number of targets under different algorithms

综上,在多普勒雷达的场景下所提算法可以有效抑制多普勒盲区的影响,尤其是在多普勒盲区范围较小时,造成的影响可以忽略不计。通过比较固定航迹起始位置和使用自适应航迹起始算法两种情况,证明了所提出的航迹自适应起始算法的正确性。

4 结 论

在多普勒雷达的应用场景下,根据最小可检测速度和交互多模型算法,提出了 IMM-GLMB-MDV 滤波器并给出详细的推导过程,比 IMM-PHD-MDV 具有更好的性能表象。利用最小可检测速度对检测概率建模一定程度上抑制了多普勒盲区的影响,并通过单独的航迹自适应起始算法,使滤波器不再需要固定目标初始位置,结果显示,算法可以在较短时间内完成航迹起始。所提算法在多普勒盲区下的机动多目标跟踪领域具有一定的工程应用价值。

参考文献:

- [1] MERTENS M, KIRUBARAJAN T, KOCH W. Doppler blind zone analysis for ground target tracking with bi-static airborne GMTI radar[C]//2012 15th International Conference on Information Fusion. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2012: 2331-2338.
- [2] KOCH W. On exploiting 'negative' sensor evidence for target tracking and sensor data fusion [J]. Information Fusion, 2007, 8(1): 28-39.
- [3] GORDON N, RISTIC B. Tracking airborne targets occasionally hidden in the blind Doppler [J]. Digital Signal Processing, 2002, 12(2/3): 383-393.
- [4] DU Shichuan, SHI Zhiguo, ZANG Wei, et al. Using interacting multiple model particle filter to track airborne targets hidden in blind Doppler [J]. Journal of Zhejiang University-Science: A, 2007, 8(8): 1277-1282.
- [5] ZHANG Shuo, BAR-SHALOM Y. Tracking move-stop-move targets with state-dependent mode transition probabilities [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 2037-2054.
- [6] KOCH W, KLEMM R. Ground target tracking with STAP radar [J]. IEE Proceedings: Radar, Sonar and Navigation, 2001, 148(3): 173-185.
- [7] KOCH W. GMTI-tracking and information fusion for ground surveillance[C]//Proceedings of SPIE: The International Society for Optical Engineering. Bellingham, WA, USA: SPIE, 2001: 381-392.
- [8] LIN L, BAR-SHALOM Y, KIRUBARAJAN T. New assignment-based data association for tracking move-stop-move targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(2): 714-725.
- [9] ZHANG Shuo, BAR-SHALOM Y. Track segment

association for GMTI Tracks of evasive move-stop-move maneuvering targets [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(3): 1899-1914.

- [10] KOHLLEPEL R. Ground moving target tracking of PAMIR detections with a Gaussian mixture-PHD filter [C]//2011 12th International Radar Symposium (IRS). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2011: 193-198.
- [11] ULMKE M, ERDINC O, WILLETT P. GMTI tracking via the Gaussian mixture cardinalized probability hypothesis density filter [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(4): 1821-1833.
- [12] XIE Xin, SUN Hemin, WU Weihua, et al. MM-GM-PHD filter-based maneuvering target tracking in the presence of Doppler blind zone [C]//2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1352-1357.
- [13] 王晓, 韩崇昭. 用于机动目标跟踪的多模型概率假设密度滤波器 [J]. 西安交通大学学报, 2011, 45(12): 1-5.
WANG Xiao, HAN Chongzhao. A probability hypothesis density filter with multiple models for maneuvering target tracking [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2011, 45(12): 1-5.
- [14] GEORGESCU R, WILLETT P. The multiple model CPHD tracker [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(4): 1741-1751.
- [15] YANG Jinlong, JI Hongbing, GE Hongwei. Multi-model particle cardinality-balanced multi-target multi-Bernoulli algorithm for multiple manoeuvring target tracking [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(2): 101-112.
- [16] 邱昊, 黄高明, 左炜, 等. 多模型标签多伯努利机动目标跟踪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2015, 37(12): 2683-2688.
QIU Hao, HUANG Gaoming, ZUO Wei, et al. Multiple model labeled multi-Bernoulli filter for maneuvering target tracking [J]. Systems Engineering and Electronics, 2015, 37(12): 2683-2688.
- [17] PUNCHIHEWA Y, VO B N, VO B T. A generalized labeled multi-Bernoulli filter for maneuvering targets [C]//2016 19th International Conference on Information Fusion (FUSION). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 980-986.
- [18] WANG Huibo, ZHAO Tongzhou, WU Weihua, et al. The multi-target tracking algorithm based on the MM-

- GLMB filter with Doppler information [C]//2021 4th International Conference on Robotics, Control and Automation Engineering (RCAE). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 326-332.
- [19] 辛怀声, 宋鹏汉, 曹晨. 多模型广义标签多伯努利滤波器 [J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(12): 3603-3613.
- XIN Huaisheng, SONG Penghan, CAO Chen. Multiple model based generalized labeled multi-Bernoulli filter [J]. Systems Engineering and Electronics, 2022, 44(12): 3603-3613.
- [20] BEARD M, VO B T, VO B N. Bayesian multi-target tracking with merged measurements using labelled random finite sets [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2015, 63(6): 1433-1447.
- [21] 李翠芸, 陈东伟, 石仁政. 自适应目标新生 δ 广义标签多伯努利滤波算法 [J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(2): 12-16.
- LI Cuiyun, CHEN Dongwei, SHI Renzheng. Adaptive target birth δ -generalized labeled multi-Bernoulli filtering algorithm [J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(2): 12-16.
- [22] ZHU Youqing, ZHOU Shilin, ZOU Huanxin, et al. Probability hypothesis density filter with adaptive estimation of target birth intensity [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 10(5): 901-911.
- [23] 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.

(编辑 杜秀杰)