

三维数据关联情况下外辐射源雷达多目标跟踪研究

李晓花^{*①②} 李亚安^③ 金海燕^{①②} 鲁晓锋^{①②}

^①(西安理工大学计算机科学与工程学院 西安 710048)

^②(陕西省网络计算与安全技术重点实验室 西安 710048)

^③(西北工业大学航海学院 西安 710072)

摘要: 不同于传统多目标跟踪,除了量测-目标数据关联模糊问题外,外辐射源雷达跟踪系统新增了量测-发射机数据关联模糊问题。针对此问题,该文通过引入一个新的关联变量来表示量测和发射机之间的数据关联关系,提出了目标-量测-发射机3维数据关联改进概率多假设跟踪(PMHT)算法。该算法利用期望极大化(EM)算法的独立性假设条件得到最大后验概率意义下的最优跟踪。为了增加目标-量测-发射机之间数据关联的准确性,提高多目标与量测后验关联概率的精确度,将量测信息设定为均值相同协方差不同的混合高斯分布。针对距离-多普勒量测的非线性,利用无味卡尔曼平滑(UKS)算法进行多目标状态估计。仿真结果表明,对于FKIE外辐射源雷达数据集(杂波密度很高),所提算法的目标与航迹关联成功率高,抗杂波性能强,证明了算法的有效性。

关键词: 外辐射源雷达; 多目标跟踪; 概率多假设跟踪; 无味卡尔曼平滑算法; 数据关联

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)10-2840-08

DOI: 10.11999/JEIT210620

Multistatic Passive Radar Multi-target Tracking Under Target-measurement-illuminator Data Association Uncertainty

LI Xiaohua^{①②} LI Ya'an^③ JIN Haiyan^{①②} LU Xiaofeng^{①②}

^①(School of Computer and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

^②(Shaanxi Key Laboratory for Network Computing and Security Technology, Xi'an 710048, China)

^③(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, 710072, China)

Abstract: Different from the traditional multi-target tracking problem which has the measurements to targets data association uncertainty problem, the multistatic passive radar multi-target tracking system has the additional measurements to illuminators data association uncertainty problem, which means the data association relationship is three dimensional. A novel target-measurement-illuminator Probabilistic Multiple Hypothesis Tracking (PMHT) algorithm is proposed, which introduces a new data association variable to represent the data association relationship. The proposed algorithm is based on the Expectation-Maximization (EM). To handle the nonlinear problem of range-Doppler measurements, the Unscented Kalman Smoother (UKS) is used to get the multi-targets' estimated states. To increase the data association accuracy, the measurements are set to mixture Gaussian distribution. Simulation results show that for the FKIE passive radar data set, the proposed algorithm can track multi-targets effectively in dense clutter environment.

Key words: Multistatic passive radar; Multi-target tracking; Probabilistic Multiple Hypothesis Tracking (PMHT); Unscented Kalman Smoother (UKS); Data association

收稿日期: 2021-06-22; 改回日期: 2021-08-16; 网络出版: 2021-08-30

*通信作者: 李晓花 lixiaohua@xaut.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61703333, U1934222), 陕西省自然科学基金基础研究计划(2019JQ-746, 18JK0557), 陕西省重点实验室项目(20JS088), 西安市碑林区科技计划项目(GX2017)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61703333, U1934222), The Natural Science Basic Research Program of Shaanxi Province (2019JQ-746 and 18JK0557), The Key Laboratory of Shaanxi Provincial Department of Education (20JS088), The Science and Technology Project of Beilin District (GX2017)

1 引言

信息技术的迅猛发展使作战双方围绕电磁频谱控制权的争夺日趋激烈, 为克服传统主动式雷达的不足, 目前世界大国均开展了外辐射源雷达的研究^[1,2]。外辐射源雷达目标跟踪, 是指雷达系统对目标反射的其他非合作照射源信号(如电视、导航、通信、卫星信号等)进行处理, 实现目标的跟踪^[3,4], 该系统具有隐蔽性好、信号源丰富、抗杂波能力强等优势^[5-7]。

外辐射源雷达跟踪系统的量测信息主要包括距离、角度和多普勒信息^[8]。单独依靠某一种量测信息进行外辐射源多目标跟踪具有一定局限性, 由于外辐射源雷达跟踪系统的角度测量误差较大, 本文采用距离和多普勒相结合的方式开展外辐射源雷达多目标跟踪研究。

由于直达杂波、多径干扰、同频干扰等信号的存在, 外辐射源雷达跟踪系统容易出现数据关联错误问题^[9-11]。针对该问题, Deming等人^[12]利用修正期望极大化(Expectation Maximization, EM)方法在目标和量测之间进行EM迭代来估计目标状态, 目标后验概率易收敛于局部最大化。基于数据关联的多目标跟踪算法, 如动态多维分配(dynamic multidimensional assignment)^[13]和联合概率数据关联(Joint Probabilistic Data Association, JPDA)^[14,15], 采用最直接的方法进行目标和量测的多维分配。Daun等人^[16,17]通过建立多目标局部航迹提出了多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)似然比跟踪方法, 在距离-多普勒域处理数据关联问题, 需要进行坐标域的转换。Tobias等人^[18]提出外辐射源雷达多目标粒子概率假设密度(Probabilistic Hypothesis Density, PHD)算法, 去杂波性能较好, 由于需要粒子重采样, 计算量较大。Pikora等人^[19]将基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)理论的高斯混合PHD和高斯混合势概率假设密度(Gaussian Mixture Cardinality PHD, GMCMPHD)算法应用于外辐射源多目标跟踪问题, 可以联合跟踪目标状态和目标数量。杨威等人^[20]对基于随机有限集的目标跟踪技术进行了综述。为降低运算量, 基于EM方法的PMHT算法假设一个目标可以产生多个量测信息, 从而得到最大后验概率意义下的跟踪^[21-25]。

本文利用PMHT算法的独立性假设条件, 引入一个新的关联变量表示发射机-量测之间的数据关联关系, 提出一种新的3维数据关联(目标-量测-发射机)情况下的改进PMHT算法。为了增加数据关联的准确性, 提高多目标与量测、发射机后验关联概率的精确度, 将距离-多普勒量测设为均值相同

协方差不同的混合高斯分布。针对距离-多普勒量测的非线性, 采用无迹卡尔曼平滑(Unscented Kalman Smoother, UKS)算法^[26,27]对多目标状态进行估计。对FKIE外辐射源雷达数据集进行仿真实验, 结果表明, 对于密集雷达杂波环境, 改进算法具有很强的剔除杂波能力, 算法误跟率低, 表明算法的有效性。

2 系统模型

2.1 目标状态模型

假设在3维跟踪空间内有 M 个目标, t 时刻第 m 个目标的运动状态为 $\mathbf{x}_m(t) = (x_m(t), \dot{x}_m(t), y_m(t), \dot{y}_m(t), z_m(t), \dot{z}_m(t))^T$, 其中, $\mathbf{p}_m(t) = (x_m(t), y_m(t), z_m(t))^T$ 为目标位置分量, $\mathbf{v}_m(t) = (\dot{x}_m(t), \dot{y}_m(t), \dot{z}_m(t))^T$ 为目标速度分量。

多目标运动方程为

$$\mathbf{x}_m(t) = \mathbf{F}_m(t) \mathbf{x}_m(t-1) + \mathbf{u}_m(t) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{u}_m(t)$ 为外辐射源跟踪系统的过程噪声, $\mathbf{F}_m(t)$ 是跟踪系统的状态转移矩阵。

2.2 量测模型

假设跟踪系统有 S 个发射机和 R 个接收机, 设第 r 个接收机的位置分量为 $\mathbf{p}_r = (x_r, y_r, z_r)^T$, 第 s 个发射机的位置分量为 $\mathbf{p}_s = (x_s, y_s, z_s)^T$ 。

距离-多普勒量测方程为

$$\mathbf{y}_{m,s}(t) = h(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) + \mathbf{w}_m(t) = \begin{bmatrix} r(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) \\ D(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) \end{bmatrix} + \mathbf{w}_m(t) \quad (2)$$

其中, $\mathbf{w}_m(t)$ 为跟踪系统量测噪声, $h(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s)$ 为量测函数。

t 时刻的距离和多普勒量测分别为

$$r(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) = \|\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_s\| + \|\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_r\| \quad (3)$$

$$D(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) = \left[\frac{(\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_r)^T}{\|\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_r\|} + \frac{(\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_s)^T}{\|\mathbf{p}_m(t) - \mathbf{p}_s\|} \right] \cdot \left(-\frac{f_0}{c} \right) \cdot \mathbf{v}_m(t) \quad (4)$$

其中, f_0 为发射机的辐射频率, c 为声速。

3 外辐射源改进PMHT算法

3.1 PMHT算法

设 \mathbf{X} 为待估计变量集, \mathbf{Y} 为可观测变量集, \mathbf{K} 为不可观测变量集, 则 \mathbf{X} 的最大后验概率可表示为

$$\hat{\mathbf{X}}_{\text{MAP}} = \arg \max_{\mathbf{X}} E \{ \lg(p(\mathbf{X}|\mathbf{Y})) \} \quad (5)$$

其中, $E\{\cdot\}$ 表示求期望, p 为概率密度函数。

在实际问题中, 直接求解式(5)非常困难, PMHT算法的优点是避免直接求解此公式。定义如式(6)

的辅助函数 $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$, 通过EM迭代计算求 \mathbf{X} 的最大后验概率

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \int_{\mathbf{K}} \lg(p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K} | \mathbf{Y})) \cdot p(\mathbf{K} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y}) d\mathbf{K} \quad (6)$$

其中, 上标 n 是EM迭代次数。

PMHT算法的特征是所求变量 \mathbf{X} 的后验概率密度随着EM迭代次数 n 的增加单调递增, 经过多次EM迭代后算法收敛, 得到 \mathbf{X} 的最大后验概率。因此, \mathbf{X} 的最大后验概率可表示为

$$\mathbf{X}^{(n+1)} = \arg \max_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) \quad (7)$$

由条件概率定义可得

$$p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K} | \mathbf{Y}) = \frac{p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K}, \mathbf{Y})}{p(\mathbf{Y})} \quad (8)$$

将式(8)代入式(6)得

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \int_{\mathbf{K}} \lg(p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K}, \mathbf{Y})) \cdot p(\mathbf{K} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y}) d\mathbf{K} - \lg p(\mathbf{Y}) \quad (9)$$

式(9)中, $\lg p(\mathbf{Y})$ 对 $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 的最大值没有影响, 因此PMHT算法取决于 $p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K}, \mathbf{Y})$ 和 $p(\mathbf{K} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y})$ 。

3.2 3维数据关联改进PMHT算法

假定 t 时刻跟踪区域内有 N_t 个量测, 多目标状态和量测分别为 $\mathbf{X}_t = (\mathbf{x}_1(t), \mathbf{x}_2(t), \dots, \mathbf{x}_M(t))$ 和 $\mathbf{Y}_t = (\mathbf{y}_1(t), \mathbf{y}_2(t), \dots, \mathbf{y}_{N_t}(t))$ 。跟踪结束 T 时刻时, 多目标状态和量测分别为 $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_T)$ 和 $\mathbf{Y} = (\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_T)$ 。

为了表示量测与目标、量测与发射机之间的数据关联关系, 设 $k_r(t) = m$ 表示量测 r 来源于目标 m , $j_r(t) = s$ 表示量测 r 是来源于发射机 s 反射的目标信号。

设 t 时刻量测-目标之间的数据关联变量为 $\mathbf{K}_t = (k_1(t), k_2(t), \dots, k_{N_t}(t))$, 量测-发射机之间的数据关联变量为 $\mathbf{J}_t = (j_1(t), j_2(t), \dots, j_{N_t}(t))$ 。跟踪结束时间 T 时, 量测-目标、量测-发射机数据关联变量集合分别为

$$\mathbf{K} = (\mathbf{K}_1, \mathbf{K}_2, \dots, \mathbf{K}_T) \quad (10)$$

$$\mathbf{J} = (\mathbf{J}_1, \mathbf{J}_2, \dots, \mathbf{J}_T) \quad (11)$$

图1给出了PMHT算法和改进PMHT算法的数据关联过程。如图1所示, 改进PMHT算法通过增加关联变量 j 来解决量测-发射机数据关联关系。

设量测-目标、量测-发射机之间数据关联关系的先验概率分别为

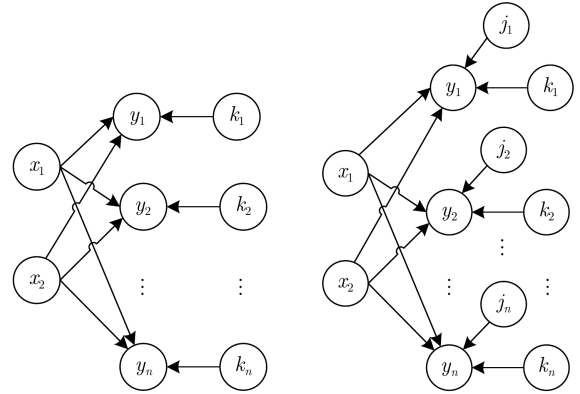


图1 PMHT算法和改进PMHT算法数据关联过程示意图

图1 PMHT算法和改进PMHT算法数据关联过程示意图

$$p(k_r(t) = m) = \pi_m^k \quad (12)$$

$$p(j_r(t) = s) = \pi_s^j \quad (13)$$

对于3维数据关联改进PMHT算法, 定义

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \int_{\mathbf{K}, \mathbf{J}} \lg(p(\mathbf{X}^{(n+1)}, \mathbf{K}, \mathbf{J} | \mathbf{Y})) \cdot p(\mathbf{K}, \mathbf{J} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y}) d\mathbf{K} d\mathbf{J} \quad (14)$$

则EM迭代收敛后, 多目标的状态估计为 $\mathbf{X}^{(n+1)} = \arg \max_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 。

后验关联概率可表示为

$$p(\mathbf{K}, \mathbf{J} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y}) = \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t, s) \quad (15)$$

其中, $w_{m,r}^{(n)}(t, s)$ 表示 t 时刻第 n 次EM迭代中量测 r 来源于目标 m 和发射机 s 的后验关联概率。

为了增加目标-量测-发射机之间数据关联的准确性, 将 t 时刻的量测设为均值相同协方差不同的混合高斯分布, 即

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{x}_m(t+1) &= \mathbf{F}_m(t) \mathbf{x}_m(t) + \mathbf{u}_m(t) \\ \mathbf{y}_m(t) &= h_p(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s) + \mathbf{w}_{mp}(t) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中, $h_p(\mathbf{x}_m(t), \mathbf{p}_s)$ 表示目标 m 的第 p 个量测函数, $\mathbf{w}_{mp}(t)$ 表示目标 m 的第 p 个量测噪声。

由概率公式有

$$p(\mathbf{K}, \mathbf{J} | \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y}) = \frac{p(\mathbf{K}, \mathbf{J}, \mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y})}{p(\mathbf{X}^{(n)}, \mathbf{Y})} \quad (17)$$

$$p(\mathbf{K}, \mathbf{J}, \mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m(1)) \cdot \prod_{t=2}^T \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m(t) | \mathbf{x}_m(t-1)) \cdot \prod_{s=1}^S \prod_{t=1}^T \prod_{r=1}^{N_t} \pi_m^k \pi_s^j N \cdot \{\mathbf{y}_r(t); \hat{\mathbf{y}}_m(t), \kappa_m^p \mathbf{R}_m(t)\} \quad (18)$$

$$p(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m(1)) \prod_{t=2}^T \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m(t) | \mathbf{x}_m(t-1)) \prod_{s=1}^S \prod_{t=1}^T \prod_{r=1}^{N_t} \left[\sum_{p=1}^P \pi_m^k \pi_s^j N\{\mathbf{y}_r(t); \hat{\mathbf{y}}_m(t), \kappa_m^p \mathbf{R}_m(t)\} \right] \quad (19)$$

由式(15)–式(19)计算得多目标后验关联概率为

$$w_{m,r}^{(n)}(t, s) = \frac{\pi_m^k \pi_s^j N\{\mathbf{y}_r(t); \hat{\mathbf{y}}_m(t), \kappa_m^p \mathbf{R}_m(t)\}}{\sum_{m=1}^M \sum_{s=1}^S \sum_{p=1}^P \pi_m^k \pi_s^j N\{\mathbf{y}_r(t); \hat{\mathbf{y}}_m(t), \kappa_m^p \mathbf{R}_m(t)\}} \quad (20)$$

将式(20)代入式(14)得

$$Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \lg \left(\prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(1)) \prod_{t=2}^T \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t) | \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t-1)) \right) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{r=1}^{N_t} \sum_{m=1}^M \left[w_{m,r}^{(n)}(t, s) \log(\pi_m^k \pi_s^j) + w_{m,r}^{(n)}(t, s) \log p(\mathbf{y}_r(t) | \mathbf{x}_m^{(n)}(t)) \right] \quad (21)$$

为了求 $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 的最大值，对其求导

$$\nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} \lg \left(\prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(1)) \prod_{t=2}^T \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t) | \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t-1)) \right) + \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \sum_{m=1}^M \nabla_{\mathbf{X}^{(n+1)}} h(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t), \mathbf{p}_s) \cdot \left[\left(\frac{\mathbf{R}_{m,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t, s)} \right)^{-1} \left(\frac{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t, s) \mathbf{y}_{r,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t, s)} - h(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t), \mathbf{p}_s) \right) \right] \quad (22)$$

通过比较发现， $Q(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)})$ 与式(23)具有相同的导数

$$\hat{Q}(\mathbf{X}^{(n+1)}; \mathbf{X}^{(n)}) = \lg \left(\prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(1)) \prod_{t=2}^T \prod_{m=1}^M p(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t) | \mathbf{x}_m^{(n+1)}(t-1)) \right) - \frac{1}{2} \sum_{m=1}^M \sum_{s=1}^S \sum_{t=1}^T \left[\left(\hat{\mathbf{y}}_{m,s}(t) - h(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t), \mathbf{p}_s) \right) \tilde{\mathbf{R}}_{m,s}(t)^{-1} \left(\hat{\mathbf{y}}_{m,s}(t) - h(\mathbf{x}_m^{(n+1)}(t), \mathbf{p}_s) \right)^T \right] \quad (23)$$

其中，合成量测和合成量测协方差分别为

$$\tilde{\mathbf{y}}_{m,s}(t) = \frac{\sum_{r=1}^{N_t} \sum_{p=1}^P \left(w_{m,r}^{(n)}(t, s) / \kappa_m^p \right) \mathbf{z}_{r,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} \sum_{p=1}^P \left(w_{m,r}^{(n)}(t, s) / \kappa_m^p \right)} \quad (24)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}_{m,s}(t) = \frac{\mathbf{R}_{m,s}(t)}{\sum_{r=1}^{N_t} w_{m,r}^{(n)}(t, s)} \quad (25)$$

将此合成量测和协方差作为新的量测，利用UKS算法得到各个目标的状态估计值。

算法实现过程如下：

- 步骤1 设定EM迭代次数。
- 步骤2 初始化目标状态参数 $\hat{\mathbf{x}}_m(0|0)$ 和 $\mathbf{P}(0|0)$ 。
- 步骤3 采样sigma点集，计算各个目标状态预测值 $\hat{\mathbf{x}}_m^{(n)}(t|t-1)$ 和 $\mathbf{P}_m^{(n)}(t|t-1)$ 。
- 步骤4 计算多目标后验关联概率。对每个发射机 s 和目标 m ，由式(20)计算各个目标的后验关联概率。
- 步骤5 计算各个目标的合成量测和协方差。对每个发射机 s 和目标 m ，由式(24)和式(25)计算合成量测和协方差。
- 步骤6 计算各个目标sigma点的协方差和各个目标的滤波增益。

步骤7 滤波计算。对每个目标 m 和发射机 s ，由合成量测和协方差更新各个目标状态 $\hat{x}_m^{(n)}(t|t)$ 和 $P_m^{(n)}(t|t)$ 。

- 步骤8 循环EM迭代直到算法收敛。
- 步骤9 向前更新滑动窗并返回步骤3。

4 实验仿真

4.1 仿真场景设置

为了验证所提算法的有效性，对FKIE雷达数据集进行仿真实验，此数据集的网络1由2个静止发

射机和1个接收机组成，处理10个匀速直线运动目标^[21]。接收机位于坐标原点，发射机位置分别为[29434 m, -34761 m, 293 m]和[12845 m, -106922 m, 293 m]，发射频率均为500 MHz。杂波个数服从泊松分布，均匀分布于量测空间，每个采样周期内杂波的平均个数为79。采样周期为1 s，检测概率为0.8，跟踪时间为200 s，Monte Carlo仿真次数250次。过程噪声强度为5 m²/s³，距离和多普勒噪声协方差分别为50 m和20 Hz。10个目标的初始位置和速度如表1所示。

表1 目标初始位置和初始速度

目标	初始位置(m)	初始速度(m/s)	目标	初始位置(m)	初始速度(s/m)
1	(-55000, -3498, 890)	(200, 10, 0)	6	(5000, -25000, 1890)	(-20, -160, 0)
2	(-52500, 12562, 890)	(200, -90, 0)	7	(5000, -25000, 1890)	(120, -160, 0)
3	(-50000, 33000, 1890)	(-200, -100, 0)	8	(43500, 25000, 1890)	(-100, -200, 0)
4	(30500, 53000, 890)	(-100, -200, 0)	9	(51000, 23000, 1890)	(-200, -100, 0)
5	(-30000, -110000, 1890)	(160, 100, 0)	10	(10000, -20000, 1890)	(80, -190, 0)

4.2 仿真结果分析

图2给出了多目标真实轨迹和本文算法的估计轨迹，可以看出，本文算法估计轨迹与各个目标真实轨迹相近，可以很好地跟踪上10个目标。图3给出了密集杂波情况下的距离-多普勒量测和所提算法的合成量测，以及无杂波情况下的量测值，可以看出，雷达杂波密度很高，本文所提算法的合成量

测与无杂波环境下多目标跟踪量测趋势基本一致，说明3维数据关联改进PMHT有良好的抗杂波性能。这是因为本文算法通过利用量测-目标、量测-发射机两个数据关联变量来表示量测-目标-发射机之间的3维数据关联关系，降低了数据关联模糊性，提高了算法的杂波抑制能力。

图4和图5分别给出了3维数据关联关系未知时本文算法和PMHT算法对10个目标的位置均方根误差，可以看出，本文算法对10个目标的位置均方根误差总体小于PMHT算法，从图2也可以看出所提算法可以较好地跟踪上10个目标，说明了本文3维数据关联改进PMHT算法的跟踪有效性。

表2给出了本文所提算法和PMHT算法对10个目标的速度平均均方根误差。从表2可知，本文算法的速度平均均方根误差为2.32 m/s，PMHT算法的速度平均均方根误差为5.72 m/s，本文所提算法相对于PMHT算法具有较低的误跟踪率。这是因为所提算法通过增加数据关联变量增强了多目标与量

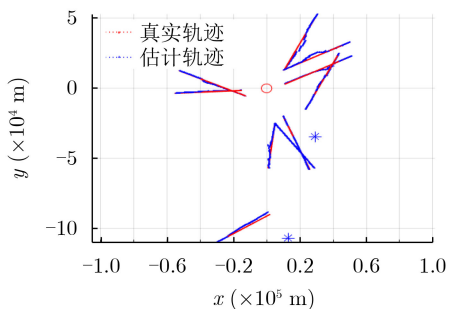
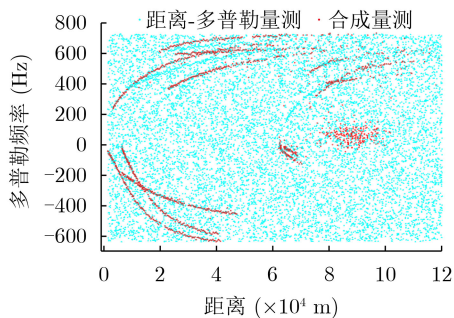
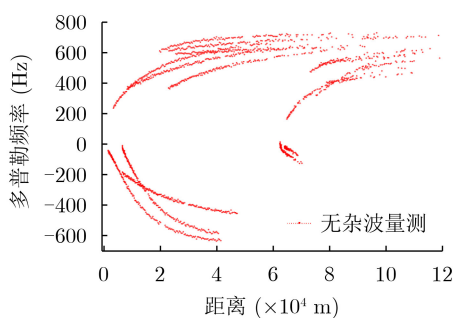


图2 基于距离-多普勒的多目标跟踪真实轨迹和本文算法的估计轨迹



(a) 距离-多普勒量测和本文的合成量测



(b) 无杂波量测

图3 密集杂波情况下距离-多普勒量测和所提算法的合成量测，以及无杂波情况下的多目标量测值

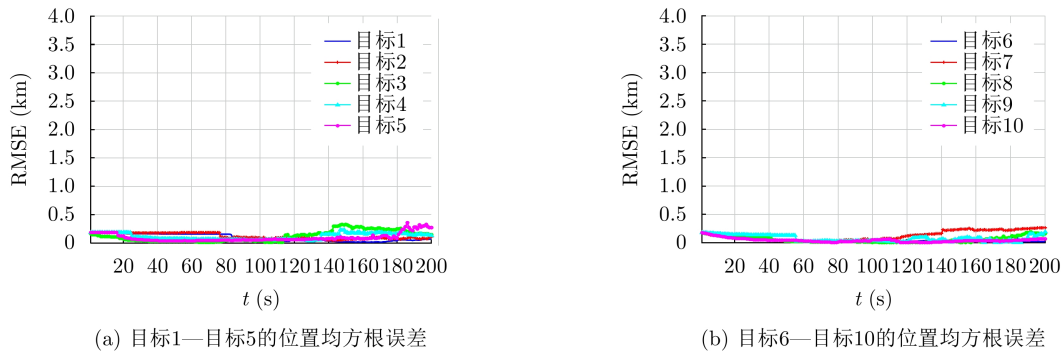


图4 本文算法对10个目标的位置均方根误差, 3维数据关联关系未知

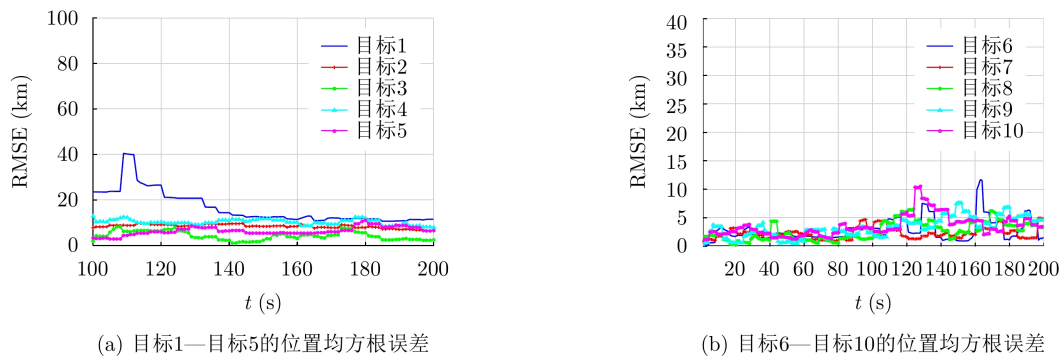


图5 PMHT算法对10个目标的位置均方根误差, 3维数据关联关系未知

表2 本文算法和PMHT算法速度平均均方根误差(m/s)

目标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
本文算法	0.973	0.897	1.616	1.045	1.602	3.452	5.683	1.915	1.955	4.101
PMHT算法	4.273	7.993	4.042	16.33	7.518	2.784	2.237	2.614	3.205	3.478

测、发射机的数据关联准确性, 同时通过将量测设定为多个均值相同协方差不同的混合高斯分布, 提高了多目标与量测后验关联概率的精确度, 从而提高了跟踪精度。

表3给出了不同EM迭代次数下本文算法和PMHT算法跟踪采样200次的运行时间, 可以看出, 随着EM迭代次数的增加两种算法的运行时间均增加, 计算得出当EM迭代次数最大时, 单位采样时间内的运行时间为0.57 s, 通过仿真发现, 当EM次数为6时, 所提算法即可收敛, 可以满足跟踪实时性要求。

为了评估所提算法的稳定性, 本文采用平均归一化估计误差平方(Average Normalized Estimation Error Squared, ANEES)作为评价指标^[28,29],

$$ANEES(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{x}^i(t) - \hat{\mathbf{x}}^i(t))^T \mathbf{P}^i(t)^{-1} \cdot (\mathbf{x}^i(t) - \hat{\mathbf{x}}^i(t)) \quad (26)$$

其中, N 为蒙特卡洛仿真次数, $\mathbf{x}^i(t)$ 为第*i*次蒙特

表3 采样200步的跟踪运行时间对比(s)

EM迭代次数	4	5	6	7	8
本文算法	58	72	87	101	114
PMHT	56	73	85	100	113

卡洛目标状态真实值, $\hat{\mathbf{x}}^i(t)$ 为第*i*次蒙特卡洛目标状态估计值, $\mathbf{P}^i(t)$ 为目标状态协方差矩阵。

ANEES定义为利用目标状态协方差矩阵对目标状态误差平方进行归一化, 理想情况下, 其均值等于目标状态的维数。所提算法对10个目标的ANEES如图6和表4所示, 由图6可以看出, 初始时刻10个目标的ANEES较大, 随着跟踪时间的推移, 平均归一化估计误差平方减小并且稳定, 从表4计算得出跟踪扫描时间内平均ANEES的值为3.806, 在理想平均ANEES 95%的置信区间内, 说明本文算法具有良好的跟踪稳定性。

5 结论

外辐射源雷达具有隐蔽性好、信号源丰富、抗杂波能力强等优势。不同于传统多目标跟踪问题,

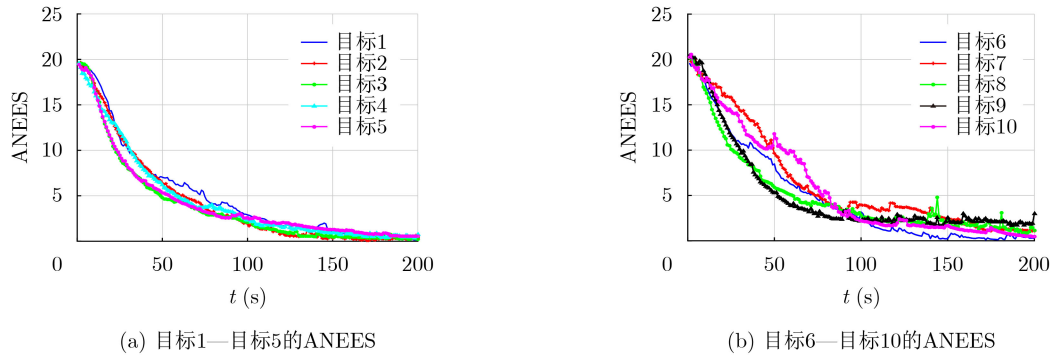


图6 10个目标的平均归一化估计误差平方ANEES

表4 10个目标的平均归一化估计误差平方(ANEES)

目标	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
ANEES	4.658	4.261	3.951	3.890	4.953	4.389	4.538	3.964	3.480	4.365

除了量测-目标数据关联模糊问题外,外辐射源雷达跟踪系统新增了量测-发射机数据关联模糊问题,即数据关联关系是3维的。针对此问题,本文引入一个新的关联变量来表示发射机和量测之间的数据关联关系,提出了改进的目标-量测-发射机3维数据关联PMHT算法。通过将距离-多普勒设定为均值相同协方差不同的混合高斯分布提高了多目标跟踪精度。针对距离-多普勒量测非线性问题,采用UKS算法进行多目标状态估计。仿真结果表明,对于外辐射源FKIE雷达数据集,所提算法有很强的抗杂波性能。

参考文献

- [1] RASHID M and NARAGHI-POUR M. Multi-target delay and Doppler estimation in bistatic passive radar systems[C]. 2021 IEEE Radar Conference, Atlanta, USA, 2021: 1-6.
- [2] JING Tong, TIAN Wei, HUANG Gaoming, *et al.* Observability and estimability of passive radar with unknown illuminator states using different observations[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2020, 31(6): 1193-1205. doi: [10.23919/JSEE.2020.000092](https://doi.org/10.23919/JSEE.2020.000092).
- [3] 左燕, 蒋陶然, 陈志猛, 等. 误差校正下单站多外辐射源BR/BRR多目标定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(4): 1162-1169. doi: [10.11999/JEIT200042](https://doi.org/10.11999/JEIT200042).
ZUO Yan, JIANG Taoran, CHEN Zhimeng, *et al.* BR/BRR passive localization and registration for multiple moving targets in single-observer multi-illuminator radar systems[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(4): 1162-1169. doi: [10.11999/JEIT200042](https://doi.org/10.11999/JEIT200042).
- [4] 黄东华, 赵勇胜, 赵拥军, 等. 基于DOA-TDOA-FDOA的单站无源相干定位代数解[J]. *电子与信息学报*, 2021, 43(3): 735-744. doi: [10.11999/JEIT200470](https://doi.org/10.11999/JEIT200470).
HUANG Donghua, ZHAO Yongsheng, ZHAO Yongjun, *et al.* An algebraic solution for single-observer passive coherent location using DOA-TDOA-FDOA measurements[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(3): 735-744. doi: [10.11999/JEIT200470](https://doi.org/10.11999/JEIT200470).
- [5] KONOVALOV A A. Target tracking algorithm for passive coherent location[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2016, 10(7): 1228-1233.
- [6] AKHTAR A, YONEL B, and YAZICI B. Passive multistatic radar imaging with prior information[C]. 2021 IEEE Radar Conference, Atlanta, USA, 2021: 1-6.
- [7] GUO Yunfei, THARMARASA R, KIRUBARAJAN T, *et al.* Passive coherent location with unknown transmitter states[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(1): 148-168. doi: [10.1109/TAES.2017.2649739](https://doi.org/10.1109/TAES.2017.2649739).
- [8] 万显荣, 刘玉琪, 程丰, 等. 基于信道分段平滑的外辐射源雷达非平稳杂波抑制方法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(1): 132-139. doi: [10.11999/JEIT190754](https://doi.org/10.11999/JEIT190754).
WAN Xianrong, LIU Yuqi, CHENG Feng, *et al.* Nonstationary clutter suppression method for passive radar based on channel segmentation and smoothing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(1): 132-139. doi: [10.11999/JEIT190754](https://doi.org/10.11999/JEIT190754).
- [9] YI Jianxin, WAN Xianrong, CHENG Feng, *et al.* Deghosting for target tracking in single frequency network based passive radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(4): 2655-2668. doi: [10.1109/TAES.2015.130424](https://doi.org/10.1109/TAES.2015.130424).
- [10] CHOI S, CROUSE D F, WILLETT P, *et al.* Approaches to Cartesian data association passive radar tracking in a DAB/DVB network[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(1): 649-663. doi: [10.1109/TAES.2013.120431](https://doi.org/10.1109/TAES.2013.120431).
- [11] BOZDOGAN A O, SOYSAL G, and EFE M. Multistatic tracking using bistatic range-range rate measurements[C].

- The 12th International Conference on Information Fusion, Seattle, USA, 2009: 2107–2113.
- [12] DEMING R, SCHINDLER J, and PERLOVSKY L. Multi-target/multi-sensor tracking using only range and Doppler measurements[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2009, 45(2): 593–611. doi: [10.1109/TAES.2009.5089543](https://doi.org/10.1109/TAES.2009.5089543).
- [13] 吴伟, 王东进, 陈卫东. 基于动态多维分配的多基地雷达多目标跟踪算法[J]. *中国科学技术大学学报*, 2006, 36(11): 1143–1147, 1152. doi: [10.3969/j.issn.0253-2778.2006.11.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0253-2778.2006.11.003).
WU Wei, WANG Dongjin, and CHEN Weidong. Multi-target tracking algorithm for multi-static radar based on dynamic multi-dimension assignment[J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2006, 36(11): 1143–1147, 1152. doi: [10.3969/j.issn.0253-2778.2006.11.003](https://doi.org/10.3969/j.issn.0253-2778.2006.11.003).
- [14] SANTHI L R, GOPI S, and JOHN A. Adaptive switching between JPDA and set JPDA algorithms based on validation gates[C]. 2015 International Conference on Control Communication & Computing, Trivandrum, India, 2015: 42–47.
- [15] ZHENG Le and WANG Xiaodong. Improved multiple hypothesis tracker for joint multiple target tracking and feature extraction[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(6): 3080–3089. doi: [10.1109/TAES.2019.2897035](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2897035).
- [16] DAUN M and KOCH W. Multistatic target tracking for non-cooperative illumination by DAB/DVB-T[C]. 2008 IEEE Radar Conference, Rome, Italy, 2008.
- [17] DAUN M, NICKEL U, and KOCH W. Tracking in multistatic passive radar systems using DAB/DVB-T illumination[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(6): 1365–1386. doi: [10.1016/j.sigpro.2011.09.005](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2011.09.005).
- [18] TOBIAS M and LANTERMAN A D. Probability hypothesis density-based multitarget tracking with bistatic range and Doppler observations[J]. *IEE Proceedings-Radar, Sonar and Navigation*, 2005, 152(3): 195–205. doi: [10.1049/ip-rsn:20045031](https://doi.org/10.1049/ip-rsn:20045031).
- [19] PIKORA K and EHLERS F. Analysis of the FKIE passive radar data set with GMPHD and GMCPHD[C]. The 16th International Conference on Information Fusion, Istanbul, Turkey, 2013: 272–279.
- [20] 杨威, 付耀文, 龙建乾, 等. 基于有限集统计学理论的目标跟踪技术研究综述[J]. *电子学报*, 2012, 40(7): 1440–1448.
YANG Wei, FU Yaowen, LONG Jianqian, et al. The FISST-based target tracking techniques: A survey[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, 40(7): 1440–1448.
- [21] GAETJENS H X, DAVEY S J, and LUGINBUHL T E. A tale of three priors[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(3): 1633–1645. doi: [10.1109/TAES.2021.3054057](https://doi.org/10.1109/TAES.2021.3054057).
- [22] 杨威, 付耀文, 潘晓刚, 等. 弱目标检测前跟踪技术研究综述[J]. *电子学报*, 2014, 42(9): 1786–1793. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.019).
YANG Wei, FU Yaowen, PAN Xiaogang, et al. Track-before-detect technique for dim targets: An overview[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(9): 1786–1793. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.09.019).
- [23] DAVEY S J. Efficient histogram PMHT via single target Chip processing[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2015, 22(5): 569–572. doi: [10.1109/LSP.2014.2364300](https://doi.org/10.1109/LSP.2014.2364300).
- [24] LI Xiaohua, WILLETT P, BAUM M, et al. PMHT approach for underwater bearing-only multisensor-multitarget tracking in clutter[J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2016, 41(4): 831–839. doi: [10.1109/JOE.2015.2506220](https://doi.org/10.1109/JOE.2015.2506220).
- [25] LEXA M, CORALUPPI S, CARTEL C, et al. Distributed MHT and ML-PMHT approaches to multi-sensor passive sonar tracking[C]. 2020 IEEE Aerospace Conference, Big Sky, USA, 2020: 1–12.
- [26] 王磊, 程向红, 李双喜. 高斯和高阶无迹卡尔曼滤波算法[J]. *电子学报*, 2017, 45(2): 424–430. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.022).
WANG Lei, CHENG Xianghong, and LI Shuangxi. Gaussian sum high order unscented Kalman filtering algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(2): 424–430. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.022](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2017.02.022).
- [27] SINGH A K. Major development under Gaussian filtering since unscented Kalman filter[J]. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 2020, 7(5): 1308–1325.
- [28] LI X R and ZHAO Zhanlue. Evaluation of estimation algorithms part I: Incomprehensive measures of performance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2006, 42(4): 1340–1358. doi: [10.1109/TAES.2006.314576](https://doi.org/10.1109/TAES.2006.314576).
- [29] LI X R and ZHAO Zhanlue. Measures of performance for evaluation of estimators and filters[C]. SPIE 4473, Signal and Data Processing of Small Targets 2001, San Diego, USA, 2001: 530–541.
- 李晓花: 女, 1986年生, 博士, 讲师, 研究方向为多目标跟踪, 多传感器信息融合。
李亚安: 男, 1961年生, 博士, 教授, 研究方向为目标定位与跟踪, 特征提取与分类。
金海燕: 女, 1976年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器学习, 目标优化, 智能信息处理。
鲁晓锋: 男, 1976年生, 博士, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为视觉目标检测与跟踪, 深度学习。