

文章编号: 2095-4980(2023)06-0794-07

## 基于自适应 GMM 杂波估计的改进 MHT 算法

李旭东<sup>1</sup>, 王子微<sup>2</sup>, 张玉玺<sup>2</sup>, 陆小科<sup>\*1</sup>

(1.南京电子技术研究所, 江苏 南京 210039; 2.北京航空航天大学 电子信息工程学院, 北京 100191)

**摘要:** 在传统多假设跟踪(MHT)算法中通常会假设杂波强度先验已知, 当观测场景中杂波未知且空变时, 该假设将会导致跟踪算法性能急剧下降。针对这一问题, 本文提出一种基于自适应高斯混合模型(GMM)在线估计未知杂波的改进 MHT 算法。首先利用自适应 GMM 拟合未知杂波空间分布, 并自适应地估计出波门内的杂波强度; 然后将其应用于 MHT 处理中, 有效改善航迹得分计算和最优假设航迹估计的准确性, 进而实现在杂波未知场景中的稳定跟踪。仿真结果表明, 在未知杂波观测场景中, 所提算法相比传统 MHT 算法和 MHT-GMM 算法获得了更好的数据关联准确性和航迹维持性能。

**关键词:** 多假设跟踪; 杂波强度; 自适应高斯混合模型; 航迹得分; 最优假设航迹  
**中图分类号:** TN953 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2021005

## An improved MHT method with clutter estimation based on adaptive Gaussian Mixture Model

LI Xudong<sup>1</sup>, WANG Ziwei<sup>2</sup>, ZHANG Yuxi<sup>2</sup>, LU Xiaoke<sup>\*1</sup>

(1.Nanjing Electronic Technology Research Institute, Nanjing Jiangsu 210039, China;  
2.School of Electronic and Information Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

**Abstract:** In the traditional Multiple Hypothesis Tracker(MHT) algorithm, it is usually assumed that the clutter intensity is known a priori. When the clutter of observation scene is unknown and spatially variable, the performance of the tracking algorithm drops sharply. To solve this problem, an improved MHT method with clutter estimation based on adaptive Gaussian Mixture Model(GMM) is proposed. Firstly, the adaptive GMM is utilized to fit the spatial distribution of unknown clutter, and the clutter intensity in the gate is estimated adaptively. Then, it is applied to the MHT tracker to effectively improve the accuracy of track score calculation and optimal hypothetical track estimation, so as to realize stable tracking in unknown clutter scene. Simulation results show that the proposed algorithm achieves better data association accuracy and track maintenance performance than the standard MHT algorithm and the MHT-GMM algorithm in unknown clutter observation scene.

**Keywords:** multiple hypothesis tracker; clutter intensity; adaptive Gaussian Mixture Model; track score; optimal hypothetical track

多假设跟踪(MHT)算法是一种基于多帧量测的数据关联算法, 能够在杂波密集、目标密集的观测场景中获得较好的多目标跟踪性能。MHT 算法的实现框架一般分为面向假设的多假设跟踪算法(Hypothesis-Oriented MHT, HOMHT)<sup>[1]</sup>和面向航迹的多假设跟踪(Track-Oriented MHT, TOMHT)<sup>[2]</sup>。相比 HOMHT 算法, TOMHT 算法具有存储量小、可以直接输出航迹等优点, 在雷达目标跟踪、视觉跟踪等领域有着广泛的应用。

在目标跟踪的数据处理过程中, 杂波强度作为多目标跟踪算法的一个重要参数, 可以用来计算跟踪算法中每个量测的存在概率和航迹后验概率<sup>[3]</sup>。在传统 TOMHT 算法中, 通常假设杂波强度参数先验已知, 且不随时间变化。然而在实际的观测场景中, 每个扫描时刻接收的杂波数目和杂波空间分布是未知的。该假设将会导致设

收稿日期: 2021-01-04; 修回日期: 2021-02-01

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(62073334)

\*通信作者: 陆小科 email:xk\_lu@sina.com

定的杂波强度与观测场景中的杂波强度不匹配，进而导致算法数据关联准确性下降。因此，杂波强度估计成为未知杂波场景下多目标跟踪的一个重要问题。

目前，已有多种杂波强度估计算法可以解决未知杂波观测场景下跟踪算法性能下降的问题。一种是杂波数估计算法，此类算法通常假设杂波在空间中服从均匀分布。在文献[4]中，最大似然估计算法用于估计波门内的杂波数，并计算得到杂波强度。文献[5]中，根据量测相对预测位置之间的距离及该距离波门内的量测数，估计波门内的杂波强度。SEUNG H P 等对文献[5]中的杂波估计算法进行了改进<sup>[6]</sup>，通过调整量测距离波门大小，提高了杂波强度估计精确度，并将杂波强度估计结果应用到多目标跟踪算法中，获得了更好的多目标跟踪性能。另一种思路是采用基于参数估计的杂波空间密度估计方法。文献[7]介绍了一种基于有限混合模型(Finite Mixture Model, FMM)的杂波空间密度估计方法，并将杂波强度估计结果应用于随机有限集滤波器，获得了较好的跟踪性能。RAN Z 等介绍了一种基于高斯混合模型(GMM)杂波估计方法，并将其应用于概率假设滤波器中，提出一种前后向概率假设密度平滑滤波器<sup>[8]</sup>。然而，这些算法假设杂波的空间密度不随时间变化，无法准确描述实际跟踪场景中时变的杂波强度，进而导致算法跟踪性能下降。

为了提高算法在未知杂波场景下的跟踪性能，本文在 TOMHT 算法的框架下，提出一种基于自适应 GMM 在线估计未知杂波的 MHT 算法(MHT-AGMM)。该算法利用最大似然估计算法和自适应 GMM 估计算法估计波门内地杂波数和杂波空间密度，并自适应地计算出不同时刻波门内的杂波强度，然后得到该时刻的航迹得分及最优假设航迹。仿真结果表明，在杂波未知的跟踪场景中，该算法能够准确地估计波门内的杂波强度，从而获得较高的数据关联准确性、较低的航迹断续率及较好的跟踪性能。

## 1 问题描述

### 1.1 目标运动模型和测量模型

目标的运动模型和测量模型可写为：

$$\mathbf{x}(k) = \mathbf{F}\mathbf{x}(k-1) + \mathbf{v}(k) \quad (1)$$

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (2)$$

式中： $\mathbf{F}$ 为状态转移矩阵， $\mathbf{H}$ 为量测矩阵； $\mathbf{v}(k)$ 是协方差矩阵为 $\mathbf{Q}(k)$ 的零均值高斯过程噪声； $\mathbf{w}(k)$ 表示协方差矩阵为 $\mathbf{R}(k)$ 的零均值高斯量测噪声。假设目标在 $X$ - $Y$ 平面做匀速运动，目标的运动状态由每个坐标轴方向上的位置、速度来描述，即 $\mathbf{x} = [x, \dot{x}, y, \dot{y}]^T$ ，上标 $T$ 表示矩阵转置。则状态转移矩阵和量测矩阵可写为：

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}^1 & 0 \\ 0 & \mathbf{F}^1 \end{bmatrix}, \mathbf{F}^1 = \begin{bmatrix} 1 & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

过程噪声协方差矩阵和量测噪声协方差矩阵可分别表示为

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}^1 & 0 \\ 0 & \mathbf{Q}^1 \end{bmatrix} \delta_v^2, \mathbf{Q}^1 = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}T^4 & \frac{1}{2}T^3 \\ \frac{1}{2}T^3 & T^2 \end{bmatrix}; \mathbf{R} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \delta_w^2$$

式中： $\delta_v^2$ 为过程噪声方差； $\delta_w^2$ 为量测噪声方差。

### 1.2 杂波估计问题

杂波模型通常由杂波数量分布模型和杂波空间密度模型组成<sup>[9]</sup>。因此，杂波强度 $\kappa(\mathbf{z})$ 可写为

$$\kappa(\mathbf{z}) = \lambda c(\mathbf{z}) \quad (3)$$

式中： $\mathbf{z}$ 表示传感器接收到的量测值； $c(\mathbf{z})$ 表示该时刻的杂波空间密度函数； $\lambda$ 表示平均每帧的杂波数。在目标跟踪算法中，通常假设杂波数服从泊松分布。

### 1.3 MHT 滤波器

一个完整的 TOMHT 算法的逻辑框架如图 1 所示。首先利用杂波强度、新生目标密度等先验信息计算得分函数，并对航迹进行关联处理。然后对得到的假设航迹进行管理，以降低算法计算复杂度。常用的航迹管理算法包括序贯概率比检验、分簇及 $N$ 回扫剪枝等。最后，得到最优全局假设并输出最优航迹。

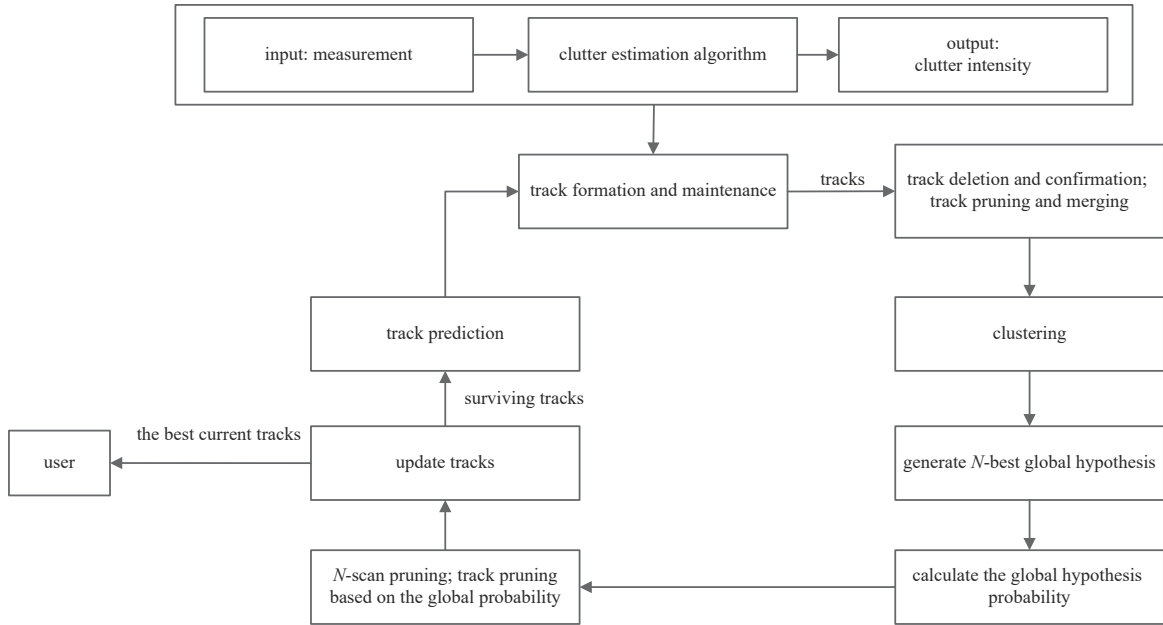


Fig.1 Logic framework of the TOMHT  
图1 TOMHT的逻辑框架

假设在  $k$  时刻存在  $M$  个航迹  $T_j(k), j=1, 2, \dots, M$ , 且在航迹  $T_j(k)$  的波门内存在  $m_k$  个量测。

### 1) 航迹得分

每个航迹可能性的大小由航迹假设得分决定。通常将关联假设的对数似然比作为航迹得分。则  $k$  时刻航迹得分的递推表达式可写为

$$L(k) = L(k-1) + \Delta L(k) \quad (4)$$

假设量测数据中运动信息与相关信号信息相互独立, 且相关信号信息中只有探测信息。  $k$  时刻航迹  $T_i(k-1)$  的预测波门内存在  $m_k$  个量测  $z_m(k), m=1, 2, \dots, m_k$ , 其中,  $z_0(k)$  表示波门内没有量测。则航迹得分增量可写为

$$\Delta L(k) = \begin{cases} \ln(1 - P_D), & m = 0 \\ \ln \left[ \frac{p\{z_m(k)|T_i(k-1)\}P_D}{\lambda_c + \lambda_v} \right], & m \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $P_D$  为检测概率,  $\ln(1 - P_D)$  表示  $k$  时刻波门内没有量测时的得分增量;  $\lambda_c$  为杂波空间密度,  $\lambda_v$  为新生目标的空间密度;  $p\{z_m(k)|T_i(k-1)\}$  表示  $k$  时刻航迹  $T_i(k-1)$  存在时量测  $z_m(k)$  的似然函数。

### 2) 航迹假设管理

在实际跟踪处理过程中, 当波门内虚警数目及目标数目较多时, 枚举生成假设航迹会出现组合爆炸现象。为了降低 TOMHT 算法的计算复杂度, 通常采用序贯概率比检验来减少虚假航迹数, 采用分簇来降低假设组合的复杂度, 采用  $N$  回扫剪枝技术来限制航迹假设数量。

### 3) 全局假设

全局假设是由若干个相容航迹组成, 这些航迹包含了航迹起始至当前时刻的所有量测数据。在 TOMHT 中, 寻找最优全局假设至关重要, 常用的方法有拉格朗日松弛方法、随机贪心算法等。

## 2 采用 GMM 杂波估计的多假设跟踪算法

参数估计方法假定样本模型先验已知, 然后根据已有的样本估计模型参数, 进而得到样本所符合的概率密度函数。本文提出的 MHT-AGMM 算法采用基于自适应 GMM 的参数估计方法拟合杂波空间密度, 并将杂波强度估计结果应用于 TOMHT 算法中, 计算出未知杂波场景下的航迹得分与最优假设航迹<sup>[7]</sup>。MHT-AGMM 算法主要对算法的航迹得分模块进行改进, 提高了算法在未知杂波场景下数据关联性能。

假设每一时刻的量测为  $\mathbf{Z} = \{z^1, z^2, \dots, z^L\}$ , 则第  $k$  时刻利用 GMM 拟合的杂波空间密度函数可写为

$$c(\mathbf{z}^l) = f(\mathbf{z}^l | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{j=1}^N \pi^j f^j(\mathbf{z}^l | \boldsymbol{\theta}^j) \quad (6)$$

式中： $\pi^j$  表示归一化的混合权重值； $N$  表示模型中元素个数； $f^j(\mathbf{z}^l | \boldsymbol{\theta}^j)$  为高斯混合模型中第  $j$  个高斯函数； $\boldsymbol{\theta}^j = \{u^j, \delta^j\}$  为每个元素的参数，其中  $u^j$  和  $\delta^j$  分别为高斯函数  $f^j(\mathbf{z}^l | \boldsymbol{\theta}^j)$  的均值和方差。

通过最大似然估计可以计算出元素的参数  $\boldsymbol{\theta}$ ,

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}^{\text{ML}} = \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} \{\log f(\mathbf{Z} | \boldsymbol{\theta})\} \quad (7)$$

可采用期望-最大化(Expectation Maximization, EM)算法估计 GMM 的参数, 进而得到杂波空间密度。在传统的基于 GMM 杂波密度估计流程中, 为了降低估计算法的计算复杂度, 通常会设置一个固定的删除阈值来删除权值较小的高斯分量。然而, 在杂波强度时变的观测场景中, 固定的删除阈值会降低杂波空间密度估计的准确性。为此, 本文通过构造模型参数和元素个数的拉格朗日不等式, 实现自适应最优 GMM 元素个数估计<sup>[10]</sup>。假设 EM 算法初始化模型元素的个数为  $K$ , 且  $K$  大于实际模型元素的个数, 则完全数据的似然函数可以表示为

$$f(\mathbf{z}, c | \boldsymbol{\theta}) = \prod_{k=1}^K \pi_k^{n_k} \prod_{j=1}^N \left( \frac{1}{\delta_k \sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(z_j - u_k)^2}{2\delta_k^2}\right) \right)^{c_{jk}} \quad (8)$$

式中： $n_k = \sum_{j=1}^N c_{jk}$ ,  $\sum_{k=1}^K n_k = N$ ,  $c_{jk}$  反映观测数据  $z_j$  是来自第  $k$  个子模型的数据。因此, 基于 GMM 的杂波密度估计算法流程如下所示。

1) 输入参数为量测为  $\mathbf{Z}$ , 初始化分布参数为  $\boldsymbol{\theta}^i = \{u^i, \Sigma^i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, K$ , 其中  $u^i$  和  $\Sigma^i$  为 1~100 范围内的随机数;

2) 重复执行 a, b, c 步骤:

a) E-step: 根据上一次迭代的模型参数, 计算隐变量  $\hat{c}_{jk}$  的后验概率作为隐藏变量的估计值, 并确定参数  $\boldsymbol{\theta}$  的对数似然函数的期望  $Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^i)$ 。

$$\hat{c}_{jk} = E(c_{jk} | \mathbf{z}^j, \boldsymbol{\theta}^i) = \frac{\pi_k^j f^j(\mathbf{z}^j | \boldsymbol{\theta}_k^j)}{\sum_{k=1}^K \pi_k^j f^j(\mathbf{z}^j | \boldsymbol{\theta}_k^j)}, \quad \begin{matrix} j = 1, 2, \dots, N \\ k = 1, 2, \dots, K \end{matrix} \quad (9)$$

$$Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^i) = E_c \{\ln f(\mathbf{z}, \hat{c} | \boldsymbol{\theta}) | \mathbf{z}, \boldsymbol{\theta}^i\} \quad (10)$$

b) M-step: 将似然函数最大化以获得新的参数值。

$$\boldsymbol{\theta}^{i+1} := \arg \max_{\boldsymbol{\theta}} Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^i) \quad (11)$$

c) 模型参数优化-step: 将得到的新的参数值  $\boldsymbol{\theta}^{i+1}$  带入下式, 计算出前  $M$  个高斯分布的最大似然估计值  $L_M$ , 并自适应地求得最优 GMM 元素个数。

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\pi}_m} \left( \log L_M + \lambda \left( \sum_{m=1}^M \hat{\pi}_m - 1 \right) \right) = 0, \quad \sum_{m=1}^M \hat{\pi}_m > 0.92 \quad (12)$$

式中： $M$  为混合高斯分布中高斯函数的个数； $\lambda$  为优化参数；门限值 0.92 为经验值。

3) 直到  $|Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^{i+1}) - Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^i)| < \varepsilon Q(\boldsymbol{\theta}, \boldsymbol{\theta}^i)$  算法结束, 其中  $\varepsilon$  为收敛门限。

综上, 可以得到杂波空间密度函数为

$$\hat{c}(\mathbf{z}) = \sum_{j=1}^N \hat{\pi}^j \hat{f}^j(\mathbf{z} | \boldsymbol{\theta}^j) \quad (13)$$

结合式(2)、式(3)和式(13)可分别求解出杂波强度和得分函数,

$$\hat{\kappa}(\mathbf{z}) = \hat{M}_k \hat{c}(\mathbf{z}) \quad (14)$$

$$\Delta L(k) = \begin{cases} \ln(1 - P_D), & m = 0 \\ \ln \left[ \frac{p\{z_m(k) | T_i(k-1)\} P_D}{\hat{\kappa}(\mathbf{z}) + \lambda_v} \right], & m \neq 0 \end{cases} \quad (15)$$

### 3 仿真分析

本节在航迹交叉跟踪场景中对 MHT-AGMM 算法、MHT 算法及基于 GMM 模型的 MHT 算法(MHT-GMM)进行了仿真, 并利用文献[11]中的性能评估指标对 3 种算法性能进行了比较。

在跟踪场景中, 设置了 4 条交叉的运动目标, 并加入非均匀分布杂波。目标分布在二维空间 $[-4\ 000\ \text{m}, 4\ 000\ \text{m}] \times [-4\ 000\ \text{m}, 4\ 000\ \text{m}]$ 中。目标的运动参数设置如表 1 所示。本文在空间中设置了 4 个高斯分布的杂波, 非均匀分布杂波空间密度参数如表 2 所示。图 2 中为真实目标航迹, 图 3 为加入杂波后的量测分布。图 2 中“x”表示航迹的终点, “o”表示航迹的起点。表中,  $\mathcal{N}(u, \delta^2)$  表示均值为  $\mu$ , 方差为  $\delta^2$  的高斯分布。 $\text{diag}(\cdot)$  表示对角矩阵。

表 1 目标运动参数  
Table1 True movement of targets

| initial condition                     | duration/s |
|---------------------------------------|------------|
| [2 000 m, -70 m/s, 3 000 m, -60 m/s]  | 1-80       |
| [-3 000 m, 80 m/s, 2 000 m, -100 m/s] | 40-90      |
| [-2 000 m, 80 m/s, 3 000 m, -100 m/s] | 30-90      |
| [3 000 m, -70 m/s, 2 000 m, -60 m/s]  | 1-80       |

表 2 杂波空间密度参数  
Table2 Parameters of the clutter spatial density

| probability density function            | mean and variance   |
|---|---|
| $P_1 \sim \mathcal{N}(u_1, \delta_1^2)$ | $u_1 = [-2\ 000, 1\ 000]^T, \delta_1^2 = \text{diag}\{800, 800\}$ |
| $P_2 \sim \mathcal{N}(u_2, \delta_2^2)$ | $u_2 = [700, 700]^T, \delta_2^2 = \text{diag}\{1\ 000, 1\ 000\}$  |
| $P_3 \sim \mathcal{N}(u_3, \delta_3^2)$ | $u_3 = [400, 600]^T, \delta_3^2 = \text{diag}\{1\ 000, 1\ 000\}$  |
| $P_4 \sim \mathcal{N}(u_4, \delta_4^2)$ | $u_4 = [500, 600]^T, \delta_4^2 = \text{diag}\{1\ 000, 1\ 000\}$  |

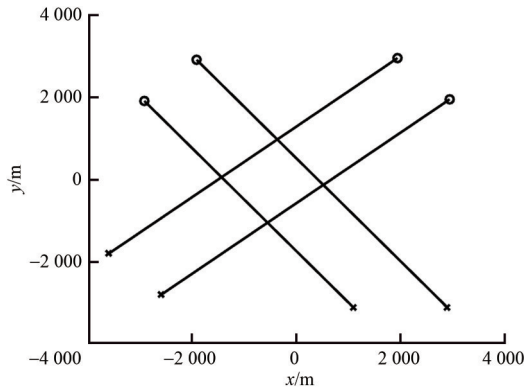


Fig.2 Target trajectories  
图 2 真实航迹

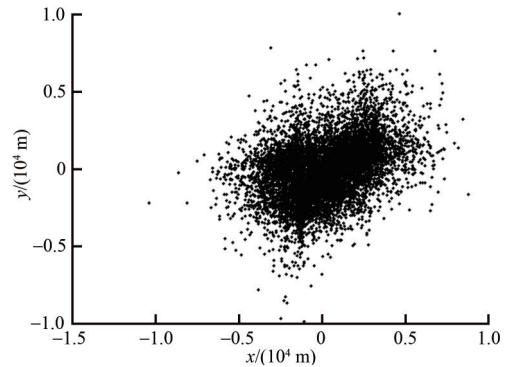


Fig.3 Real observations with clutter  
图 3 量测分布图

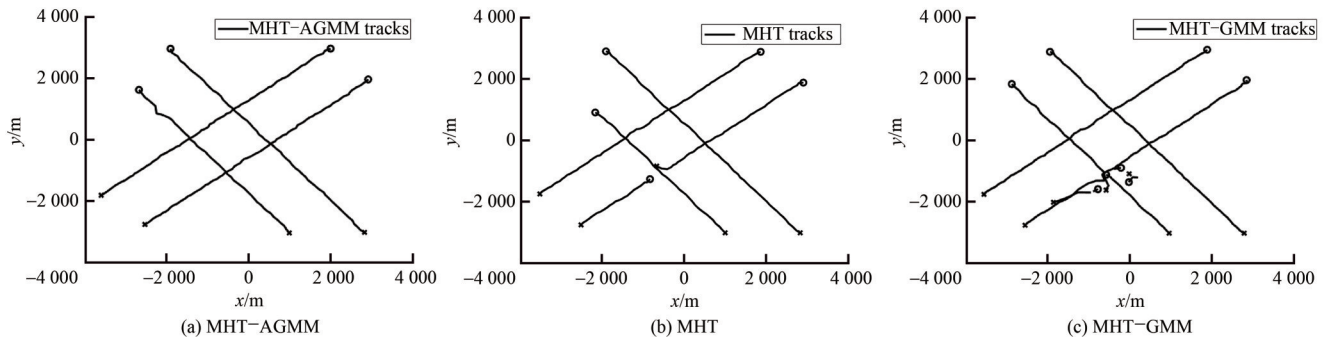


Fig.4 Estimated trajectories of the three algorithms  
图 4 未知杂波场景下 3 种算法跟踪结果

其他仿真参数设置如下: 检测概率为 0.9, 新生目标密度为  $10^{-7}$ , 杂波强度为  $10^{-9}$ , MHT 剪枝深度为 3, 量测噪声方差为  $\delta_e^2 = 10\ 000$ , 过程噪声方差为  $\delta_v^2 = 100$ 。图 4 为未知杂波场景下 3 种算法的跟踪结果, 其中图 4(a)为 MHT-AGMM 算法的跟踪结果, 图 4(b)为 MHT 算法的跟踪结果, 图 4(c)为 MHT-GMM 算法的跟踪结果。表 3 为



3 种算法的性能对比。图 5 为最优子模式分配距离(Optimal Sub-Pattern Assignment, OSPA)结果对比图, 图 6 为势估计结果对比图。

表 3 三种算法性能对比

Table3 Performance metrics of three algorithms

| algorithm | $R_{cc}$ | $R_{mc}$ | $R_{fg}$ | $T_{avg}/s$ | $L_{min}/s$ | $L_{avg}/s$ | $L_{max}/s$ |
|-----------|----------|----------|----------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| MHT       | 0.890 2  | 0.005 6  | 0.035 0  | 0.609 0     | 38.86       | 59.34       | 76.36       |
| MHT-GMM   | 0.930 1  | 0.004 0  | 0.040 0  | 1.038 7     | 36.76       | 61.94       | 79.12       |
| MHT-AGMM  | 0.970 3  | 0.002 8  | 0.020 0  | 0.936 5     | 47.90       | 64.44       | 79.40       |

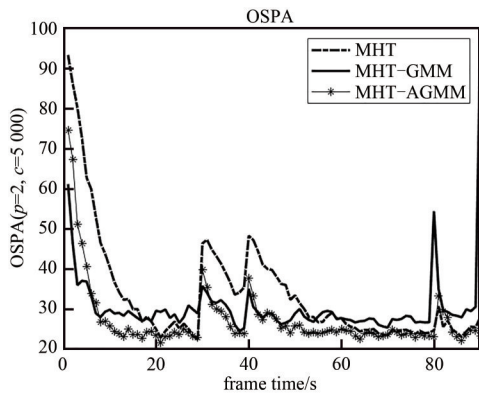


Fig.5 OSPA distance of three algorithms  
图 5 OSPA 结果对比图

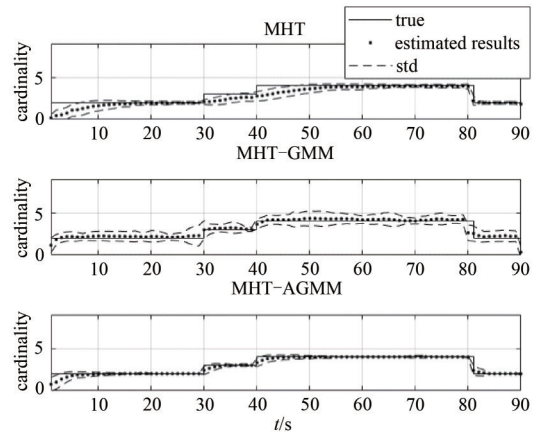


Fig.6 Cardinality estimation of three algorithms  
图 6 势估计结果对比图

从图 4、图 5 和图 6 中 3 种算法的跟踪轨迹、OSPA 曲线和势估计结果可以看出, MHT-AGMM 算法获得了最优的航迹跟踪结果, 最低的 OSPA 距离, 最准确的势估计精确度, 及最小的势估计标准差(std)。从表 3 中各性能指标可以看出, MHT-AGMM 算法在关联正确率( $R_{cc}$ )、关联错误率( $R_{mc}$ )、航迹断续率( $R_{fg}$ )及航迹平均维持时间( $L_{avg}$ )等方面的性能最优。从算法平均一帧运行时间( $T_{avg}$ )上来看, MHT-AGMM 算法在一定程度上增加了算法的计算量。综上, MHT-AGMM 算法在未知观测场景下获得了最优的数据关联准确性和航迹跟踪精确度。

#### 4 结论

本文针对未知杂波场景下多目标跟踪算法性能下降问题, 提出了一种基于自适应 GMM 估计未知杂波的改进 MHT 算法。MHT-AGMM 算法利用最大似然估计算法和自适应 GMM 估计算法更准确地估计观测场景中每一时刻的杂波强度, 改善了算法在未知杂波场景下的跟踪性能。本文通过仿真实验对所提算法的性能进行验证, 并与 MHT 算法和 MHT-GMM 算法进行了比较。实验结果表明, 所提算法在一定程度上增加了计算量。在未知杂波场景下, 所提算法在数据关联准确性、航迹连续性、航迹时长等方面均优于 MHT 算法和 MHT-GMM 算法。

#### 参考文献:

- [1] REID D. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979,24(6):843-854.
- [2] DEMOS G C,RIBAS R A,BROIDA T J,et al. Applications of MHT to dim moving targets[J]. Signal and Data Processing of Small Targets, 1990(1305):297-309.
- [3] BLACKMAN S S,POPOLO R. Design and analysis of modern tracking system[M]. Boston,MA,USA:Artech House, 1999.
- [4] LI N,LI X R. Target perceivability and its applications[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001,49(11):2588-2604.
- [5] SONG T L,MUSICKI D. Adaptive clutter measurement density estimation for improved target tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2011,47(2):1457-1466.
- [6] PARK S H,CHONG S Y,KIM H J,et al. Adaptive estimation of spatial clutter measurement density using clutter measurement probability for enhanced multi-target tracking[J]. Sensors, 2019,20(1):114.
- [7] LIAN F,HAN C,LIU W. Estimating unknown clutter intensity for PHD filter[J]. IEEE Transactions on Aerospace & Electronic Systems, 2010,46(4):2066-2078.
- [8] RAN Z, LONG Y, WEI A. Multitarget tracking based on PHD smoother with unknown clutter spatial density[J]. Progress in Electromagnetics Research C, 2018(82):123-133.

- [9] STREIT R L. Poisson point processes: imaging, tracking, and sensing[M]. New York: Springer US, 2010.
- [10] ZIVKOVIC Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction[C]// Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition. Cambridge, UK: IEEE, 2004: 28–31.
- [11] 赵一倩, 朱红鹏, 孙璐, 等. 基于 GM-PHD 的多目标跟踪算法仿真及影响因素[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(3): 382–387. (ZHAO Yiqian, ZHU Hongpeng, SUN Lu, et al. Simulation of multi-target tracking based on the GM-PHD filter and influence factors analysis[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017, 15(3): 382–387.)

作者简介:

李旭东(1971–), 男, 博士, 研究员级高级工程师, 主要研究方向为预警信息处理、系统软件总体架构设计.  
email: lxdylyh@163.com.

王子微(1993–), 女, 在读博士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理.

张玉玺(1985–), 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理、高速电路设计等.

陆小科(1981–), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为信息融合、雷达数据处理.

(上接第 781 页)

- [93] YI H, WANG Z, CHEN C, et al. Evidence of topological surface state in three-dimensional Dirac semimetal  $\text{Cd}_3\text{As}_2$ [J]. Scientific Reports, 2014, 4(1): 1–6.
- [94] YAO X, ZHANG S, SUN Q, et al. Thickness-controlled Three-Dimensional Dirac semimetal for scalable high-performance terahertz optoelectronics[J]. ACS Photonics, 2021, 8(6): 1689–1697.
- [95] LIU Z K, YANG L X, SUN Y, et al. Evolution of the Fermi surface of Weyl semimetals in the transition metal pnictide family[J]. Nature Materials, 2016, 15(1): 27–31.
- [96] YANG H F, YANG L X, LIU Z K, et al. Topological Lifshitz transitions and Fermi arc manipulation in Weyl semimetal NbAs[J]. Nature Communications, 2019, 10(1): 1–7.
- [97] WU S, FATEMI V, GIBSON Q D, et al. Observation of the quantum spin Hall effect up to 100 Kelvin in a monolayer crystal[J]. Science, 2018, 359(6371): 76–79.
- [98] SMEJKAL L, ZELEDNÝ J, SINOVA J, et al. Electric control of Dirac quasiparticles by spin-orbit torque in an antiferromagnet[J]. Physical Review Letters, 2017, 118(10): 106402.

作者简介:

王东(1999–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为二维材料太赫兹探测. email: 1000497619@smail.shnu.edu.cn.

冷晋(1996–), 男, 在读硕士研究生, 主要研究方向为太赫兹波超材料器件设计.

王光清(1996–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为三维狄拉克半金属可调谐器件设计.

何晓勇(1979–), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为太赫兹波技术、石墨烯光电学、超构材料设计以及狄拉克半金属可调谐器件研制.

成艳(1997–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为新型表面等离子激元光学器件研究.

王林(1985–), 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为新型红外太赫兹核心探测器技术、信息获取与处理在新一代 5G–6G 高速通信、安检成像、工业控制等.