

面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法

陈金立^{*①} 樊宇^{①②} 王延杰^① 张劲东^③

^①(南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

^②(南京信息工程大学天长研究院 天长 239300)

^③(南京航空航天大学电子信息工程学院 南京 211106)

摘要: 在移动多站协同电子侦察场景中, 观测站位置随时间变化使雷达辐射源信号的到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)呈现明显的时变特性。传统多站信号分选方法通常基于固定时差模型构建, 当观测站运动发生运动时, 难以准确表征到达时间差的演化过程, 易引发雷达簇误分裂与增批现象, 导致分选稳定性下降。针对上述问题, 该文提出一种面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法。该方法首先对多站到达时间差观测数据进行在线微簇构建, 并利用微簇之间的时空关联关系实现初始聚合成宏簇; 在此基础上, 根据观测站运动信息建立时差随时间变化的线性先验状态模型, 采用卡尔曼滤波(Kalman Filter, KF)对宏簇的时差演化轨迹进行递推预测。预测得到的时差先验被引入增量聚类更新过程, 通过构建时空联合得分函数约束新到样本与微簇的关联判定。在增量聚类更新过程中, 基于预测得到的时差先验, 结合双重马氏距离统计判据, 对发生漂移的雷达簇进行合并, 从而有效抑制雷达簇增批现象。仿真结果表明, 在到达时间(Time of Arrival, TOA)测量误差为150 ns、干扰率为15%的移动多站场景下, 所提方法的分选正确率达到96.5%。

关键词: 信号分选; 移动多站; 线性先验; 卡尔曼滤波; 增量密度聚类

中图分类号: TN957.51

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-13

DOI: 10.11999/JEIT260151

CSTR: 32379.14.JEIT260151

1 引言

电子侦察作为电子战体系中的关键组成部分, 通过截获空间中敌方雷达辐射信号, 并对其特征参数进行分析处理, 从而获取辐射源类型、工作状态及部署信息^[1]。雷达信号分选是电子侦察中的核心环节, 其目标是从密集交叠的脉冲流中, 依据脉冲参数之间的相似性与差异性, 将来自不同雷达辐射源的脉冲加以区分和归类, 为后续的辐射源识别、定位以及战场态势感知提供基础支撑^[2,3]。然而, 随着雷达体制日益复杂、调制方式不断演进, 辐射源参数呈现出高度相似和快速变化的特点^[4], 传统单站信号分选方法在密集交叠脉冲环境下难以保证分选结果的稳定性与可靠性。

多站时差协同分选方法依据脉冲到达不同观测站的时间差进行分选, 其时差信息仅与观测站与辐射源之间的相对空间位置有关, 不依赖于脉冲的具体调制方式, 因此在复杂体制雷达信号分选方面具

有优势。针对时差信息的统计建模, 文献[5]提出了一种基于递归扩展直方图的时差分选方法, 通过构建扩展直方图结构, 能够有效剔除虚假聚类, 从而提升了辐射源的分选能力。针对直方图分选方法在高重频和超低重频环境下虚警率和漏警率较高的问题, 文献[6]提出了一种约束准则下的扩展直方图脉冲分选配对方法。该方法在构建直方图之前引入约束准则对脉冲参数进行匹配筛选, 并通过扩展与递归运算实现辐射源分选, 有效提升了超低重频脉冲和单脉冲的分选能力。然而, 其约束准则中的匹配门限依赖先验设定, 固定门限难以适应复杂多变的实际电磁环境。文献[7]进一步结合目标位置信息场定位结果, 通过定位反推并鉴别真实时差, 有效缓解了同类辐射源在时频域混叠条件下产生的虚假时差问题, 但该方法对观测站与目标的空间布局依赖较强。在时差与多参数协同分选方面, 文献[8]提出了一种融合时差信息与多脉冲参数的雷达信号分选识别框架, 引入多层感知器神经网络以提高复杂脉冲调制条件下的分选正确率。文献[9]提出了一种基于多站时差网格聚类的分选框架, 通过网格聚类识别高密度区域, 在大量混杂脉冲中估计真实的时差中心, 实现脉冲序列的匹配与分选。但该方法在测量误差增大时, 易导致聚类中心估计偏差, 从而降低分选正确率。此外, 部分研究尝试将时差信息与其他空间或统计特征进行联合建模。文献[10]提

收稿日期: 2026-02-04; 改回日期: 2026-07-07; 网络出版: 2026-07-19

*通信作者: 陈金立 chen820803@yeah.net

基金项目: 国家自然科学基金(62071238), 江苏省自然科学基金(BK20191399)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62071238), The National Nature Science Foundation of Jiangsu Province (BK20191399)

出了一种基于时间差对与方位信息联合的多站信号分选方法,通过时差窗限定脉冲范围,并结合多参数精确匹配与时差-方位联合判决实现分选。文献[11]提出了一种基于多站时差与k近邻距离均值的递归分选方法,引入k近邻距离均值作为时差中心估计依据,缓解了多站信号分选中数据融合困难和分选正确率较低的问题。文献[12]通过融合多站时差信息与多脉冲参数,增强了对复杂调制信号和低频信号的分选能力。针对现有多站时差分选方法虚警率高、配对失败脉冲难以准确归类的问题,文献[13]提出一种基于云模型的多站辐射源信号分选方法,在降低虚警率的同时提升了脉冲归类精度与方法鲁棒性。文献[14]提出了一种基于点云分割网络的端到端分选方法,将脉冲描述字映射为点云,利用网络提取全局与局部特征进行点云分割,解决了高密度脉冲流下的像素点重叠和处理效率不高的问题。针对辐射源机动性增强和时差特征动态演化的问题,文献[15]提出了一种面向移动辐射源目标的多站协同雷达信号分选算法(Mobile-Object Stream Affinity Propagation, MO-STRAP),将数据流挖掘中的概念漂移检测算法(Adaptive Windowing, ADWIN)引入雷达信号分选领域,有效识别因辐射源运动引起的时差特征变化,抑制了雷达簇误分裂和增批现象。

传统多站信号分选方法通常基于观测站与辐射源相对位置不随时间变化的建模假设。然而,在实际电子侦察任务中,尤其是在机载等机动侦察平台条件下,观测站往往处于持续运动状态,而被侦察的雷达辐射源多表现为静止或运动特性。在此情况下,观测站与辐射源的相对位置不断变化将导致雷达辐射源信号的到达时间差随时间呈现连续演化特征。由于现有多站时差分选方法普遍依赖于固定特征建模假设,难以有效刻画时差特征的动态变化过程,因而在移动多站场景中易引发雷达簇误分裂与增批现象,分选稳定性显著下降。针对上述问题,本文在文献[16]提出的增量密度聚类(Incremental Density-Based Clustering, ICDC)框架基础上,提出一种面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法。该方法首先对时差数据进行在线微簇构建与时空关联聚合成宏簇,然后利用卡尔曼滤波实现辐射源时差特征演化轨迹的动态建模与预测,在增量更新过程中构建时空联合函数,引导新到样本与已有微簇的匹配判据,最后设计双重马氏距离统计判据来自适应合并漂移簇,从而有效抑制增批现象,实现移动多站协同侦察场景下对雷达信号的高精度分选。

2 移动多站协同侦察概述

2.1 移动多站协同侦察场景

移动多站协同侦察场景如图1所示,空间中分布了1个主观测站和M个副观测站,各观测站在三维空间中独立运动,对目标区域内的L个雷达辐射源进行侦察。各观测站对截获的雷达脉冲提取其到达时间信息,并测量其载频(Carrier Frequency, CF)、带宽(BandWidth, BW)、脉宽(Pulse Width, PW)等脉冲参数,并通过协同处理实现辐射源信号的分选。

2.2 移动多站场景下时差演化特性分析

在移动多站协同侦察场景中,观测站持续运动,其空间位置随时间变化,导致同一辐射源的多站 TDOA 呈现明显的时变特性。为此,本文对观测站运动条件下TDOA的时间演化规律进行分析,为后续建模提供物理先验。

假设辐射源位置为 $\mathbf{p} = (x, y, z)$,观测站 q 的初始位置、速度和加速度分别为 $\mathbf{u}_q = (x_q, y_q, z_q)$, $\dot{\mathbf{u}}_q = (\dot{x}_q, \dot{y}_q, \dot{z}_q)$, $\ddot{\mathbf{u}}_q = (\ddot{x}_q, \ddot{y}_q, \ddot{z}_q)$ 。经观测时间 t 后,观测站 q 的位置更新为

$$\mathbf{u}'_q(t) = \mathbf{u}_q + \dot{\mathbf{u}}_q t + \frac{1}{2} \ddot{\mathbf{u}}_q t^2 \quad (1)$$

观测站 q 和辐射源之间的距离为

$$R_q(t) = \|\mathbf{u}'_q(t) - \mathbf{p}\|_2 \quad (2)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示向量的2范数。在 $t=0$ 处对式(2)进行二阶泰勒展开,有

$$R_q(t) = \|\mathbf{u}_q - \mathbf{p}\|_2 + \frac{(\mathbf{u}_q - \mathbf{p})\dot{\mathbf{u}}_q}{\|\mathbf{u}_q - \mathbf{p}\|_2} t + \frac{(\mathbf{u}_q - \mathbf{p})\ddot{\mathbf{u}}_q}{2\|\mathbf{u}_q - \mathbf{p}\|_2} t^2 \quad (3)$$

则对于观测站 a 和观测站 b ,雷达辐射源发射的同一脉冲到达两站的时差为

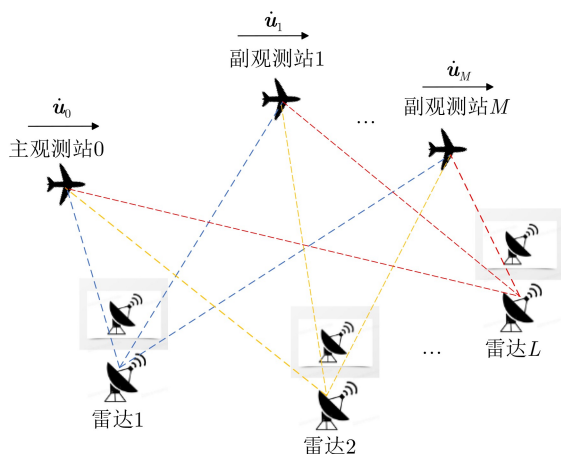


图1 移动多站协同侦察场景图

$$\tau = \frac{R_a(t) - R_b(t)}{c} \sim eq\rho + \dot{\rho}t + \frac{1}{2}\ddot{\rho}t^2 \quad (4)$$

其中

$$\begin{aligned} \rho &= (\|\mathbf{u}_a - \mathbf{p}\|_2 - \|\mathbf{u}_b - \mathbf{p}\|_2) / c \\ \dot{\rho} &= [(\mathbf{u}_a - \mathbf{p})\dot{\mathbf{u}}_a / \|\mathbf{u}_a - \mathbf{p}\|_2 - (\mathbf{u}_b - \mathbf{p})\dot{\mathbf{u}}_b / \|\mathbf{u}_b - \mathbf{p}\|_2] / c \\ \ddot{\rho} &= [(\mathbf{u}_a - \mathbf{p})\ddot{\mathbf{u}}_a / \|\mathbf{u}_a - \mathbf{p}\|_2 - (\mathbf{u}_b - \mathbf{p})\ddot{\mathbf{u}}_b / \|\mathbf{u}_b - \mathbf{p}\|_2] / c \end{aligned} \quad (5)$$

式中, c 为光速。在实际电子侦察应用中, 观测时段通常较短, 因此, TDOA 随时间的二阶非线性项在短时间内可忽略, 则式(4)可近似为

$$\tau \approx \rho + \dot{\rho}t \quad (6)$$

由式(6)可知, 在多移动观测站条件下, 时差演化过程可合理近似为时间的线性函数。当辐射源处于运动状态时, 可将观测站运动参数替换为观测站与辐射源之间的相对运动参数, 相关推导过程及结论仍然成立。

3 面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法

为了有效刻画观测站运动条件下时差特征的连续变化过程, 提出一种面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法, 其整体流程如图2所示。该方法通过在线微簇构建与时空相交形成宏簇, 结合卡尔曼滤波建立时差线性状态模型进行动态预测, 并构建时空联合得分函数与反馈机制, 最后利用双重马氏距离判据实现漂移簇自适应合并, 从而提升分选稳定性。

3.1 微簇的定义与宏簇的形成

基于 ICDC 增量密度聚类框架, 采用欧氏距离准则实现微簇的在线构建, 并通过时空相交规则将隶属于同一雷达辐射源的微簇动态关联形成宏簇^[16], 从而实现对非平稳数据流的聚类。第 i 个微簇定义为

$$\text{mc}_i = \{\mathbf{c}_i, n_i, \text{ct}_i, \text{lut}_i\} \quad (7)$$

式中, $\mathbf{c}_i$ 为第 i 个微簇中心, n_i 为第 i 个微簇包含的样本数, ct_i 为第 i 个微簇的创建时间, lut_i 为第 i 个微簇的最后更新时间。

设第 k 时刻的归一化 TDOA 观测向量为 $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^D$, 其中, D 表示时差观测向量维度, 其取值由参与协同处理的副观测站数量决定。对于由一个主观测站和 M 个副观测站构成的移动多站协同侦察场景, 通过将各副观测站与主观测站进行配对, 可获得 M 组时差观测值, 即 $D = M$ 。若 $\mathbf{y}_k$ 与第 i 个微簇的微簇中心 $\mathbf{c}_i$ 的欧式距离小于微簇半径 r , 即

$$\|\mathbf{y}_k - \mathbf{c}_i\|_2 < r \quad (8)$$

则把样本 $\mathbf{y}_k$ 归入第 i 个微簇。若存在多个微簇同时满足式(8)的判定条件, 则选择与样本 $\mathbf{y}_k$ 欧氏距离最小的微簇作为匹配对象。匹配成功后, 采用指数加权更新策略对微簇中心进行更新, 其中权重 w 定义为

$$w = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y}_k - \mathbf{c}_i\|_2}{r}\right) \quad (0 < w \leq 1) \quad (9)$$

更新后的微簇中心、样本数与最后更新时间分别为

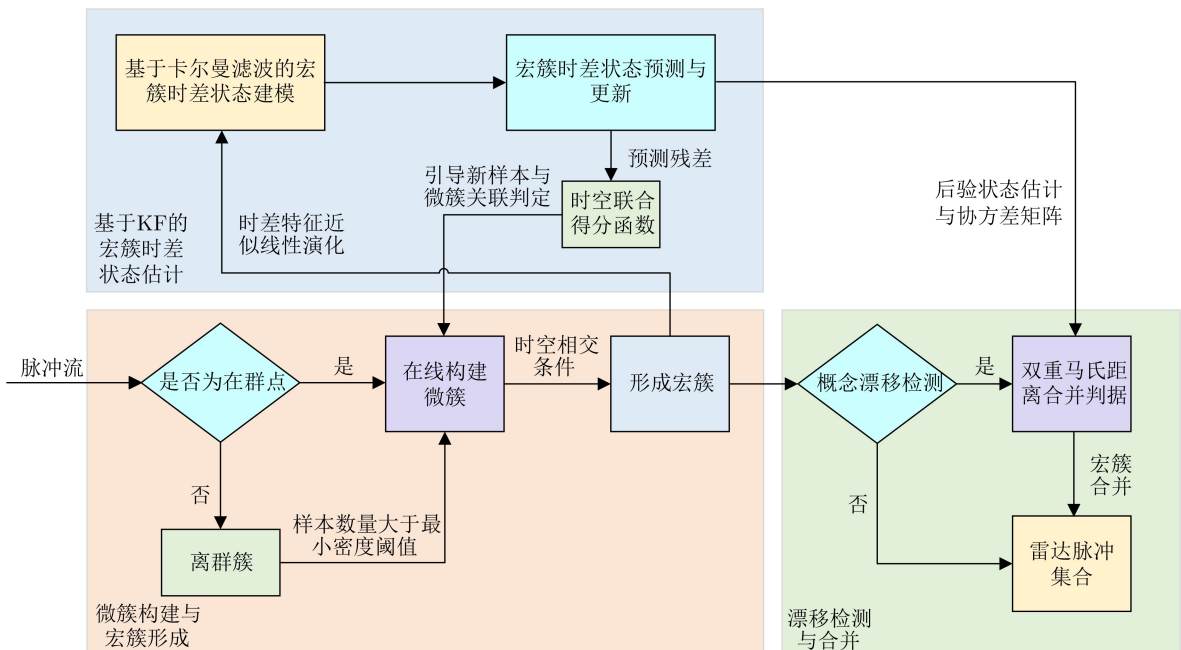


图2 面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类分选框架

$$\mathbf{c}_i \leftarrow (1-w)\mathbf{c}_i + w\mathbf{y}_k \quad (10)$$

$$n_i \leftarrow n_i + 1 \quad (11)$$

$$\text{lut}_i \leftarrow \tilde{t}_n \quad (12)$$

式中, $\tilde{t}_n$ 为当前样本 $\mathbf{y}_k$ 的时间戳。

对未匹配至任一微簇的时差样本, 统一归入离群簇进行暂存。离群簇采用与微簇相同的数据结构, 当其样本数量达到最小密度阈值 MinPts (用于判定形成有效微簇的最小样本数) 时, 该离群簇转化为新的微簇。

对于任意两个微簇 mc_j 和 mc_h , 若同时满足空间相交条件与时间相交条件, 则判定二者属于同一宏簇, 并执行合并操作。

空间相交条件定义为: 两微簇中心之间的欧氏距离小于两倍微簇半径, 即

$$\|\mathbf{c}_j - \mathbf{c}_h\|_2 < 2r \quad (13)$$

式中, $\mathbf{c}_j$ 和 $\mathbf{c}_h$ 分别表示微簇 mc_j 和 mc_h 的中心。微簇空间相交判定阈值 $2r$ 通过经验参数确定, 其取值兼顾了增批抑制能力与误合并风险, 能够在两者之间实现较好的平衡。

时间相交条件定义为: 两微簇在时间轴上的生命周期存在重叠。设微簇 mc_j 和 mc_h 的生命周期区间分别为 $[\text{ct}_j, \text{lut}_j]$ 和 $[\text{ct}_h, \text{lut}_h]$, 若满足

$$\max(\text{ct}_j, \text{lut}_j) \leq \min(\text{ct}_h, \text{lut}_h) \quad (14)$$

则认为微簇 mc_j 和 mc_h 在时间上相交。当两个微簇同时满足上述空间相交与时间相交条件时, 立即执行微簇合并操作, 实现微簇的动态聚合, 并逐步形成宏簇结构。

宏簇的形成示意如图3所示。图中点表示时差样本, 实心圆表示微簇, 虚线圆表示离群簇。满足空间与时间相交条件的微簇 mc_1 、 mc_2 、 mc_3 彼此连接并逐步合并, 从而构建宏簇。

3.2 基于卡尔曼滤波的宏簇状态先验建模

基于观测站运动导致TDOA随时间近似线性变化的物理规律, 本文在每个宏簇的各维TDOA分量上分别构建独立的线性卡尔曼滤波器, 对时差特征的动态演化过程进行显式建模。

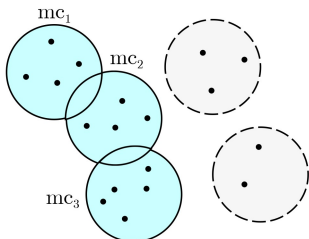


图3 宏簇形成示意图

(1) 状态向量定义

设第 m 个宏簇在第 d 个时差维度上的状态向量定义为

$$\mathbf{x}_k^{(m,d)} = \begin{bmatrix} \tau_k^{(m,d)} & \dot{\tau}_k^{(m,d)} \end{bmatrix}^T \in \mathbb{R}^2, \quad d = 1, 2, \dots, D \quad (15)$$

式中, $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置, $\tau_k^{(m,d)}$ 表示 k 时刻该宏簇在第 d 维上的时差估计值, $\dot{\tau}_k^{(m,d)}$ 为对应的时差变化率。

(2) 状态转移与观测模型

在观测站匀速运动及短时观测假设下, 根据TDOA随时间近似线性变化特性, 采用线性状态模型描述宏簇时差的动态演化, 其状态转移矩阵 $\mathbf{F}$ 与观测矩阵 $\mathbf{H}$ 分别为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

对应的系统状态方程与观测方程为

$$\mathbf{x}_k^{(m,d)} = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1}^{(m,d)} + \tilde{\omega}_{k-1}, \quad \tilde{\omega}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, \tilde{\mathbf{Q}}) \quad (17)$$

$$z_k^{(d)} = \mathbf{H}\mathbf{x}_k^{(m,d)} + \tilde{v}_k, \quad \tilde{v}_k \sim \mathcal{N}(0, \tilde{R}) \quad (18)$$

式中, $z_k^{(d)}$ 为第 k 时刻在第 d 维上的实际时差观测值; $\tilde{\omega}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, \tilde{\mathbf{Q}})$ 为过程噪声, $\tilde{\mathbf{Q}}$ 为过程噪声协方差矩阵, 过程噪声 $\tilde{\omega}_{k-1}$ 用于表征线性状态模型与实际TDOA演化之间的偏差, 以补偿模型简化带来的建模误差; $\tilde{v}_k \sim \mathcal{N}(0, \tilde{R})$ 为观测噪声, 综合了TDOA测量误差影响, 其中 $\tilde{R}$ 为观测噪声方差。当过程噪声协方差矩 $\tilde{\mathbf{Q}}$ 或观测噪声方差 $\tilde{R}$ 设置偏大时, 容易导致微簇误匹配与辐射源误合并, 而这些参数设置偏小时, 则可能造成辐射源漏合并以及增批现象。

(3) 卡尔曼滤波器初始化与递推更新

当宏簇 m 在 d 维上首次接收到时差观测值 $z_0^{(d)}$ 时, 对应该宏簇在第 d 个时差维度上的卡尔曼滤波器状态估计向量初始化为

$$\mathbf{x}_0^{(m,d)} = [z_0^{(d)}]^T \quad (19)$$

每当新的归一化时差样本成功归入该宏簇时, 对宏簇内各维TDOA对应的卡尔曼滤波器执行以下标准预测-更新递推过程。

(a) 预测步骤

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(m,d)} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{(m,d)} \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1}^{(m,d)} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(m,d)}\mathbf{F}^T + \tilde{\mathbf{Q}} \quad (21)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(m,d)}$ 、 $\mathbf{P}_{k|k-1}^{(m,d)}$ 分别为基于时刻 $k-1$ 及之前所有观测信息, 对时刻 k 状态的先验估计及其

对应的误差协方差矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1}^{(m,d)}$ 和 $\mathbf{P}_{k-1|k-1}^{(m,d)}$ 分别为基于时刻 $k-1$ 的状态估计及其对应的误差协方差矩阵。

(b) 卡尔曼增益计算

$$\mathbf{K}_k^{(m,d)} = \mathbf{P}_{k|k-1}^{(m,d)} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}^{(m,d)} \mathbf{H}^T + \tilde{\mathbf{R}})^{-1} \quad (22)$$

式中, $\mathbf{K}_k^{(m,d)}$ 为第 k 时刻的卡尔曼增益矩阵, 决定了对新观测信息的信任程度。

(c) 更新步骤

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(m,d)} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(m,d)} + \mathbf{K}_k^{(m,d)} (z_k^d - \mathbf{H} \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(m,d)}) \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_{k|k}^{(m,d)} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k^{(m,d)} \mathbf{H}) \mathbf{P}_{k|k-1}^{(m,d)} \quad (24)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{k|k}^{(m,d)}$ 、 $\mathbf{P}_{k|k}^{(m,d)}$ 分别为第 k 时刻观测后的后验状态估计及其对应的误差协方差矩阵, $\mathbf{I}$ 表示与状态向量维度相同的单位矩阵。至此, 滤波器完成一次标准的预测-更新递推。

(4) 轨迹预测残差

仅当宏簇 m 的历史长度 (即归入该宏簇的样本数) $\tilde{H}_m$ 满足

$$\tilde{H}_m \geq N_{\min} \quad (25)$$

式中, $N_{\min}$ 为轨迹先验启用阈值。此时启用基于卡尔曼滤波对宏簇状态先验建模, 对当前时刻样本 $\mathbf{y}_k$ 计算其所有时差维度上的平均预测残差为

$$\gamma_m(\mathbf{y}_k) = \frac{1}{D} \sum_{d=1}^D |\mathbf{y}_k[d] - \hat{\tau}_{k|k-1}^{(m,d)}| \quad (26)$$

式中, $\mathbf{y}_k[d]$ 为时差观测向量的第 d 个分量, $\hat{\tau}_{k|k-1}^{(m,d)}$ 为先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}^{(m,d)}$ 中的第一个元素, 即预测的时差估计值。

3.3 微簇时空联合匹配

在卡尔曼滤波为每个宏簇的每一维 TDOA 独立建立起线性动态估计的基础上, 设计时空联合得分函数, 将平均预测残差作为动态约束项引入微簇匹配过程, 使聚类判据随宏簇历史信息的积累由以空间距离为主逐步演化为兼顾时空一致性的联合约束, 从而有效刻画时差特征的线性漂移行为, 提高复杂动态场景下的微簇匹配精度。

对于第 k 时刻的归一化 TDOA 观测向量 $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^D$, 其与第 i 个微簇的联合得分函数定义为

$$\text{score}(\mathbf{y}_k, i) = \alpha \|\mathbf{y}_k - \mathbf{c}_i\|_2 + \beta \cdot \gamma_m(\mathbf{y}_k) \quad (27)$$

式中, $\alpha, \beta \in [0, 1]$ 分别为空间距离项与轨迹预测残差项的权重, 满足 $\alpha + \beta = 1$ 。当宏簇历史样本数不足即 $H_m < N_{\min}$ 时, 此时令 $\beta = 0$, 联合得分函数退化为仅基于空间距离的匹配准则, 此时采用式 (8) 所定义的微簇欧氏距离进行匹配。该联合得

分函数通过同时刻画空间密度相似性与时序演化一致性, 综合评估新到达 TDOA 观测向量与现有微簇之间的匹配程度。

3.4 概念漂移检测与基于马氏距离的宏簇合并

在实际应用中, 由于观测站持续运动, 同一辐射源信号在不同观测站的 TDOA 特征随时间演化, 容易引发概念漂移现象, 使原本属于同一辐射源的观测被错误划分为多个宏簇, 进而导致雷达簇增批问题。

为识别上述概念漂移, 引入文献 [16] 提出的基于宏簇中心演化的概念漂移检测方法。对每一个宏簇 m 维护其加权中心的历史序列 $\{\boldsymbol{\mu}_1^{(m)}, \boldsymbol{\mu}_2^{(m)}, \dots, \boldsymbol{\mu}_k^{(m)}\}$, 其中, 加权中心 $\boldsymbol{\mu}_k^{(m)}$ 采用指数加权平均方式进行更新。当第 k 时刻的样本 $\mathbf{y}_k$ 成功归入宏簇 m 时, 其加权中心更新为

$$\boldsymbol{\mu}_k^{(m)} = (1 - \lambda) \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(m)} + \lambda \mathbf{y}_k, \lambda \in (0, 1) \quad (28)$$

式中, λ 为权重因子, 初始值取宏簇首个归属样本, 即 $\boldsymbol{\mu}_1^{(m)} = \mathbf{y}_1$ 。然后计算相邻时刻宏簇中心偏移量的标准差

$$\sigma_k^{(m)} = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{j=2}^k \|\boldsymbol{\mu}_j^{(m)} - \boldsymbol{\mu}_{j-1}^{(m)}\|_2^2} \quad (29)$$

当满足文献 [16] 给出的判据

$$\|\boldsymbol{\mu}_k^{(m)} - \boldsymbol{\mu}_{k-1}^{(m)}\|_2 > 6\sigma_k^{(m)} \quad (30)$$

则判定宏簇 m 发生显著概念漂移, 并将其对应雷达簇标记为漂移簇。图 4 给出了概念漂移导致雷达簇由单一宏簇分裂为多个宏簇的示意过程。

仅依赖概念漂移检测会导致雷达簇数量异常增长。为此, 进一步利用卡尔曼滤波器提供的状态估计与协方差矩阵信息, 提出一种引入双重统计约束的马氏距离宏簇合并判据。当概念漂移检测触发后, 将当前触发漂移的宏簇 m_{drift} 与最新形成的宏簇 m_{new} 作为候选合并对。对每一维时差分量, 分别计算两宏簇滤波器的后验状态差向量及其平均协方差矩阵为

$$\Delta \mathbf{x}^{(d)} = \hat{\mathbf{x}}_{(m_{\text{drift}}, d)} - \hat{\mathbf{x}}_{(m_{\text{new}}, d)} \quad (31)$$

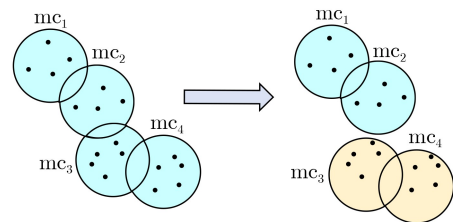


图 4 概念漂移引发的雷达簇增批现象示意图

$$\mathbf{P}_{\text{avg}}^{(d)} = \frac{\mathbf{P}^{(m_{\text{drift}},d)} + \mathbf{P}^{(m_{\text{new}},d)}}{2} \quad (32)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}^{(m_{\text{drift}},d)}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}^{(m_{\text{new}},d)}$ 分别为宏簇 m_{drift} 和 m_{new} 在 d 维的卡尔曼滤波后验状态估计向量, $\mathbf{P}^{(m_{\text{drift}},d)}$ 和 $\mathbf{P}^{(m_{\text{new}},d)}$ 分别为宏簇 m_{drift} 和 m_{new} 在 d 维的卡尔曼滤波协方差矩阵。

据此, 定义两个候选宏簇在第 d 维马氏距离为^[17]

$$\text{Md}^{(d)} = \sqrt{(\Delta \mathbf{x}^{(d)})^T (\mathbf{P}_{\text{avg}}^{(d)})^{-1} \Delta \mathbf{x}^{(d)}} \quad (33)$$

并取各维马氏距离的最大值作为全局马氏距离

$$\text{Md} = \max_{d=1,2,\dots,D} \text{Md}^{(d)} \quad (34)$$

式(34)能够避免单一维度偏差被其他维度平均掩盖, 从而提高合并判据的鲁棒性。

在此基础上, 对当前漂移源宏簇与最新新生宏簇的合并需同时满足以下两个统计约束条件:

(1) 状态分布重叠约束^[18]:

$$\text{Md}^2 < \chi_{0.95}^2(2) \approx 5.99 \quad (35)$$

式中, $\chi_{0.95}^2(2)$ 表示自由度为2的卡方分布95%置信度下的临界值。

(2) 预测时差重叠约束:

$$\left| \hat{\tau}^{(m_{\text{drift}},d)} - \hat{\tau}^{(m_{\text{new}},d)} \right| < 2\sqrt{P_{\text{avg}}^{(d)}(1,1)} \quad (36)$$

式中, $\hat{\tau}^{(m_{\text{drift}},d)}$ 和 $\hat{\tau}^{(m_{\text{new}},d)}$ 分别表示宏簇 m_{drift} 和 m_{new} 在 d 维卡尔曼滤波的当前时刻后验时差估计值, $P_{\text{avg}}^{(d)}(1,1)$ 表示平均协方差矩阵 $\mathbf{P}_{\text{avg}}^{(d)}$ 的第一行第一列元素。

4 仿真分析

4.1 仿真参数设置

仿真场景设置如下: 移动多站协同侦察场景设置一个主观测站和两个副观测站, 主站位置信息为 $[-10, -3, 12]$ km, 速度为 $[800, 900, 50]$ m/s, 加速度为 $[30, 20, 10]$ m/s²; 副站1位置信息为

$[9, 10, 11]$ km, 速度为 $[-800, 850, -30]$ m/s, 加速度为 $[20, 40, 20]$ m/s²; 副站2位置信息为 $[0, 0, 9]$ km, 速度为 $[900, -750, 50]$ m/s, 加速度为 $[30, 30, 10]$ m/s²。主站与副站1的时差窗为 $[-153.57, 153.57]$ μs , 主站与副站2的时差窗为 $[-72.41, 72.41]$ μs 。设置过程噪声协方差矩阵 $\tilde{\mathbf{Q}} = 0.01\mathbf{I}_2$, 其中 $\mathbf{I}_2$ 为2x2的单位矩阵; 观测噪声方差 $\tilde{\mathbf{R}}=0.1$ 。在侦察区域内设置9个待分选雷达辐射源, 编码为E1~E9。在仿真数据生成过程中, 分别在脉宽、载频和带宽参数中引入测量噪声, 所加入噪声均服从均值为0的高斯分布, 其标准差分别设定为0.05 μs 、0.3 MHz和0.1 MHz。为进一步增强仿真场景的真实性, 假设各脉冲到达时间的测量误差同样服从均值为0的高斯分布, 其标准差为100 ns。此外, 在仿真数据中随机引入一定数量的干扰脉冲以模拟复杂电磁环境。干扰脉冲的脉宽、载频和带宽分别在 $[7.5, 12]$ μs , $[2200, 2800]$ MHz和 $[5, 9.5]$ MHz随机取值。仿真雷达辐射源参数如表1所示。

图5给出了在观测站运动条件下、且未引入时间测量误差与干扰脉冲时, 通过脉冲配对得到的雷达辐射源TDOA随时间演化分布图。从图5可以看出, 同一辐射源对应的多站到达时间差随主站到达时间呈现近似线性变化趋势, 该现象与第2.2节中关于短时条件下TDOA可近似线性建模的结论一致。在实际移动多站协同侦察场景中, 受 TOA测量误差、干扰脉冲以及时差特征持续漂移等因素影响, 不同辐射源的时差分布将出现明显混叠, 单纯依赖静态特征或固定阈值难以实现稳定分选。

4.2 移动多站场景下雷达簇增批抑制效果分析

图6为各脉冲的到达时间测量误差为300 ns、干扰率为15%时, 本文算法、ICDC算法^[16]、DB-SCAN聚类算法^[19]、云模型分选算法^[13]以及Point-Net++分选算法^[14]对雷达簇增批抑制效果对比结果。

表 1 仿真雷达辐射源参数

辐射源序号	PRI(us)	PW(us)	CF(MHz)	BW(MHz)	发射脉冲数	位置坐标(km)
E1	450抖动	10.3固定	2500固定	7.8/7.9跳变	1296	[20, 40, 0]
E2	420~510滑变	10/10.6跳变	2400固定	7固定	945	[0, -70, 0]
E3	480/550/620 参差	10~10.5滑变	2200/2600跳变	5.9/8.1跳变	846	[10, -30, 0]
E4	1100抖动	7.8固定	2250~2400滑变	6.4~7.9滑变	543	[40, -40, 0]
E5	1380~1500滑变	11固定	2400固定	8固定	426	[-25, 70, 0]
E6	1480固定	9.6/10跳变	2450~2550滑变	8.6固定	122	[-40, -40, 0]
E7	1500/1750/2000参差	12固定	2800固定	5固定	366	[-30, 10, 0]
E8	8000抖动	11.7	2600/2750跳变	5~6.5滑变	75	[-40, -60, 0]
E9	10000固定	7.5~8.1滑变	2300固定	7.3固定	60	[0, 0, 0]

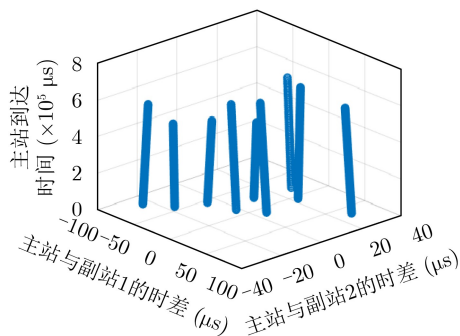


图5 移动观测站条件下雷达辐射源TDOA随时间演化分布图

需要说明的是, 图6所对应的实验场景为全部9个辐射源脉冲数据共同参与分选的复杂场景, 并非仅针对单个或少量辐射源开展实验。由于9个辐射源的TDOA轨迹同时分布于同一时差空间, 若将全部分选结果同时展示, 容易造成轨迹分布过于密集及簇间相互遮挡, 不利于直观观察不同算法的分选性能差异。因此, 采用局部区域放大的方式进行可视化展示, 选取TDOA轨迹分布较为接近、分选难度较大的辐射源E4与辐射源E9进行分析, 以突出不同算法在相邻雷达簇分离、簇增批抑制以及复杂轨迹区分方面的性能差异。

由图6(a)可见, 在观测站持续运动条件下, DBSCAN算法由于依赖静态密度假设, 难以适应时差特征的动态演化, 同一辐射源对应的雷达簇被误分裂为多个簇, 增批现象较为严重。图6(b)的

ICDC算法由于其增量更新机制, 使得ICDC算法相较于传统的批处理聚类算法(如K-means、DBSCAN等)更能适应时差数据流的渐进变化, 其雷达簇增批现象得到一定抑制, 但仍存在簇结构不稳定的问题。图6(c)的云模型分选算法对时差特征动态演化的适应能力有限, 在干扰扰动、参数抖动及轨迹交叠情况下, 从而产生增批现象。图6(d)的PointNet++分选算法能够通过学习脉冲点云的局部邻域结构特征与全局空间分布特性, 对辐射源轨迹的连续性和簇间边界具有更强的表征能力, 其在干扰扰动、轨迹交叠及参数波动条件下对增批现象具有一定的抑制作用, 但仍出现局部增批现象。如图6(e)所示, 本文方法充分利用多站到达时间差随主站到达时间近似线性演化的物理特性, 通过卡尔曼滤波对宏簇进行状态先验建模, 并结合概念漂移检测与马氏距离统计判据对增批雷达簇进行自适应合并, 从而有效抑制了复杂场景下的雷达簇增批现象。

4.3 移动多站场景下算法分选性能分析

为进一步验证所提算法在观测站移动条件下的辐射源的分选性能, 在不同分选情况下, 对本文所提方法分选正确率进行了分析, 并与 ICDC 算法、DBSCAN 聚类算法、云模型分选算法、PointNet++分选算法、网格聚类算法^[9]以及直方图算法^[5]进行了对比。

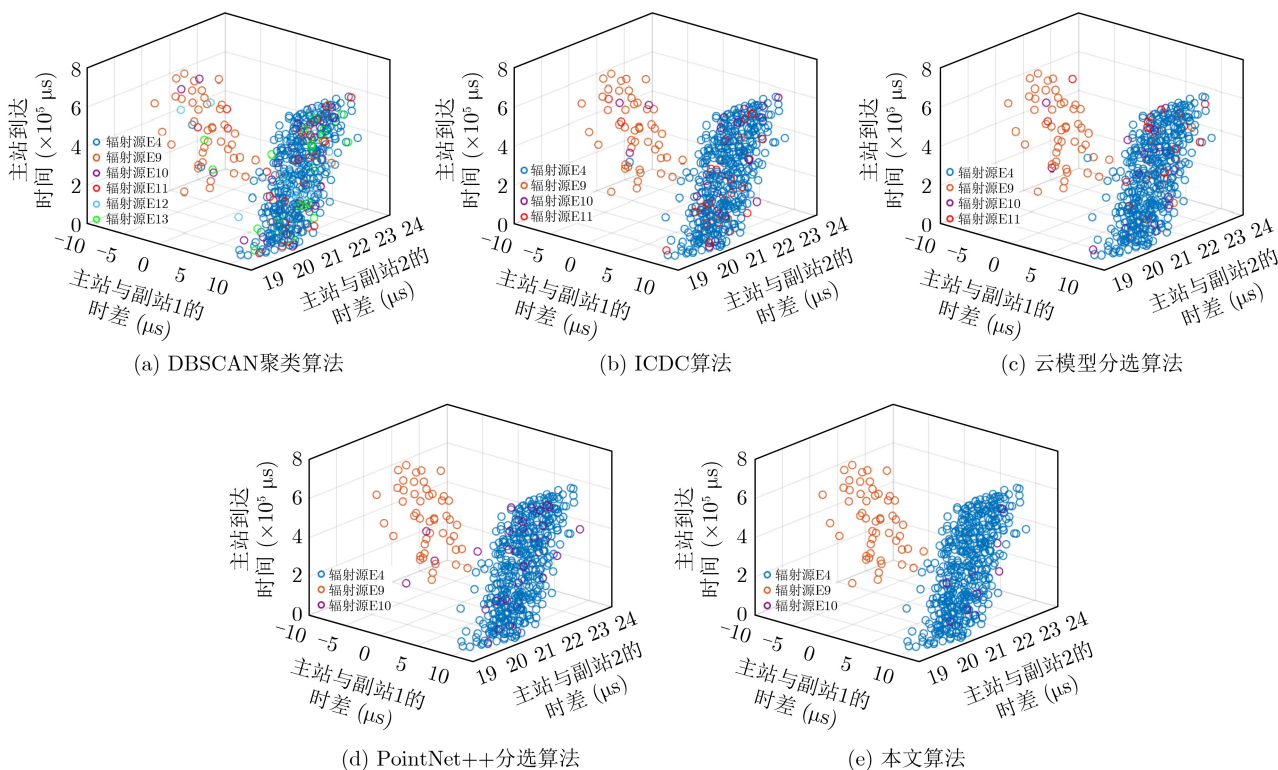


图6 不同算法雷达簇增批抑制效果对比图

当各观测站的脉冲干扰率为15%时,不同方法的分选正确率随TOA测量误差的变化曲线如图7所示。由图7可知,网格聚类算法和直方图算法分别依赖固定网格划分和静态区间建模,难以适应移动观测站条件下TDOA特征随时间产生的持续漂移,其分选正确率相对较低。随着TOA测量误差的增大,DBSCAN聚类算法的分选正确率呈现持续下降趋势,当测量误差增至300 ns时,其分选正确率约为80%。ICDC算法由于部分微簇中心在时差漂移条件下难以及时得到有效校正,导致其在样本关联过程中容易出现将后续样本误归入微簇以及宏簇错误聚合的情况,从而限制了其整体分选性能,其分选正确率维持在约90%左右。云模型分选算法对脉冲参数不确定性具有一定描述能力,但难以充分表征TDOA轨迹的时序演化规律,随着TOA测量误差增大,同一辐射源的时差特征离散程度增加,容易出现簇分裂现象,从而限制其分选性能。PointNet++分选算法在TOA测量误差增大时仍能较好地地区分不同辐射源,有效降低局部脉冲混叠带来的误分选影响,其分选正确率稳定在92%左右。相比之下,本文算法TOA测量误差为50–300 ns的误差范围内,分选正确率始终保持在96%以上,表现出对TOA测量误差和时差特征动态漂移的较强鲁棒性与稳定性。

当各脉冲TOA测量误差为150 ns时,不同方法的分选正确率随干扰率的变化曲线如图8所示。对于直方图算法,随着干扰率的增加,被剔除的干扰脉冲数量逐渐增多,其分选正确率出现一定程度的提升,但整体分选正确率偏低。网格聚类算法在不同干扰率条件下的分选正确率基本维持在约48%左右,整体分选性能较差。DBSCAN聚类算法随着干扰率的增大分选正确率稍微下降。ICDC算法的整体性能能维持较高的分选正确率。云模型分选算法

分选正确率整体维持在88%左右。PointNet++分选算法凭借对点云空间特征的有效提取,其分选正确率始终保持在91%以上。相比之下,本文算法分选正确率均保持在96%以上,表现出较强的抗干扰能力和良好的分选稳定性。

为进一步评估不同算法在机动观测平台下的稳定性,图9为各观测站TOA测量误差均为150 ns、脉冲干扰率均为15%时,各分选方法在不同观测站速度变化条件下的分选正确率柱状对比结果。假设三个观测站在 x 和 y 方向上的速度分量 V_x 和 V_y 相同,并按照设定的速度步长同步变化,而 z 方向速度分量 V_z 保持为0,且各观测站均处于匀速运动状态。

由图9可知,网格聚类与直方图算法分选性能随着观测站速度的增大呈现显著下降趋势。DBSCAN聚类分选正确率随观测站速度增加而明显下降。ICDC算法通过增量更新与概念漂移处理相结合,对数据流中的时差特征变化具有一定的适应能力,随速度增大其分选正确率缓慢下降。随着观测站速度增大,不同时刻的TDOA特征漂移逐渐加剧,导致云模型分选算法中的云特征重叠程度增加,其分选正确率由96%下降至75%左右。PointNet++分选算法对时差特征漂移具有较好的适应能力,因此随着观测站速度增加,其分选正确率仍稳定保持在91%左右。本文算法在不同速度条件下均保持较高的分选正确率,即使在较高速度下仍可达到约94%。

4.4 移动多站场景下雷达簇增批与漏批概率分析

本文进一步统计了雷达簇的增批概率和漏批概率。增批概率定义为由于同一真实辐射源被错误分裂为多个分选簇而产生的冗余簇数量占真实辐射源总数的比例;漏批概率定义为未形成有效分选簇的辐射源数量占真实辐射源总数的比例。

在TOA测量误差为150 ns、干扰率为15%的移动多站场景下,对全部9个辐射源进行100次蒙特卡

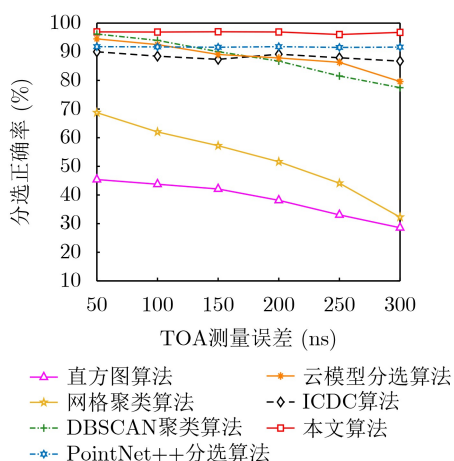


图7 分选正确率随TOA测量误差的变化曲线

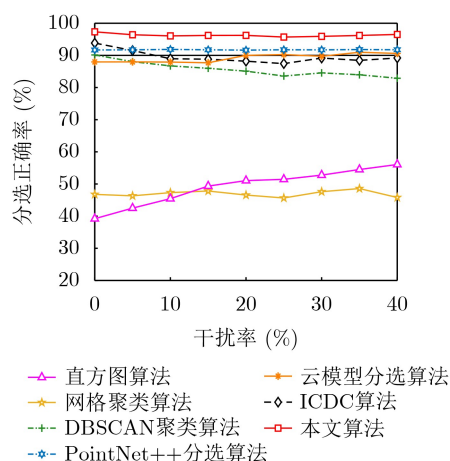


图8 分选正确率随干扰率的变化曲线

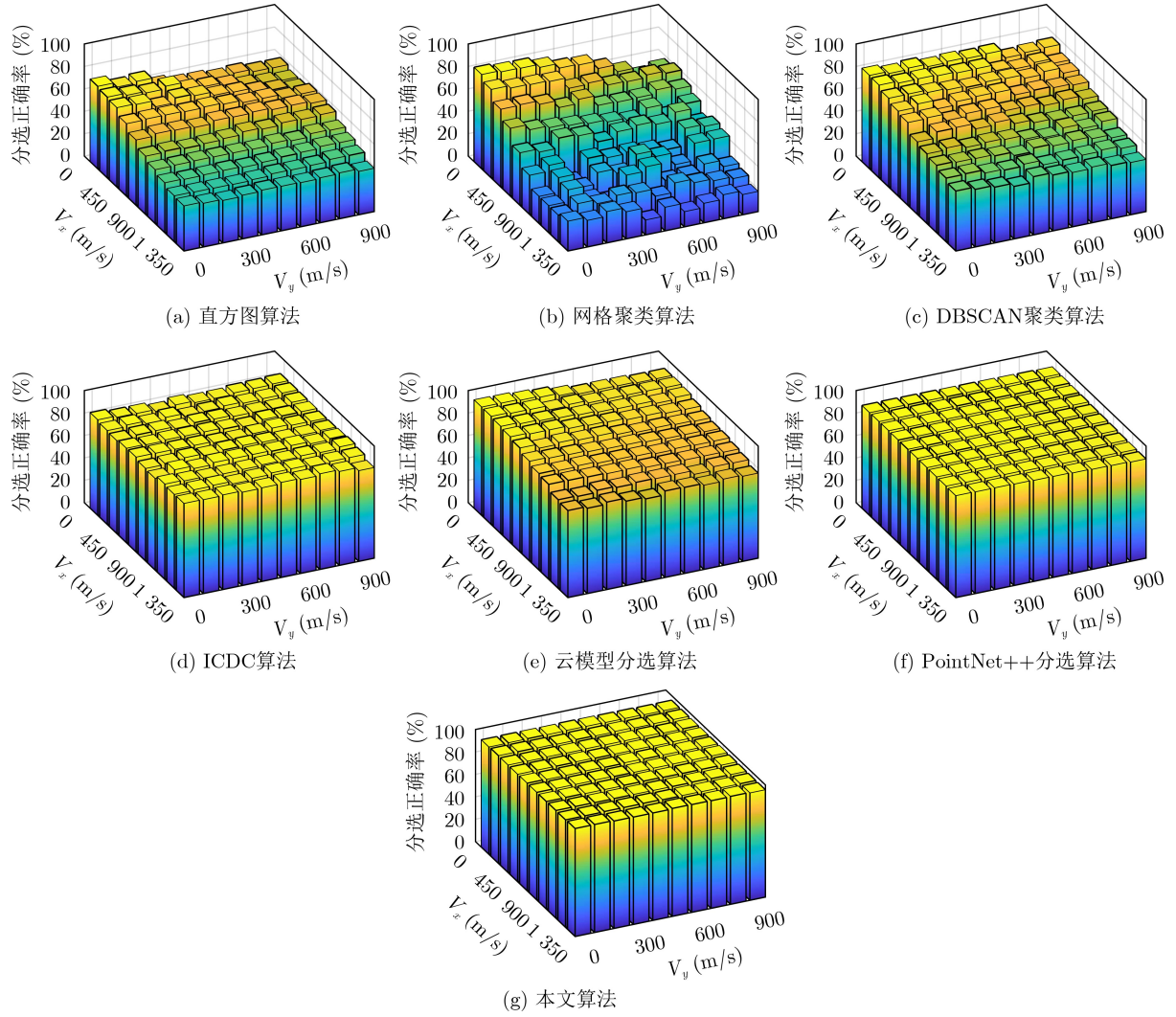


图9 分选正确率随观测站速度变化的柱状对比图

罗仿真，各算法的增批概率和漏批概率如图10所示。直方图算法、网格聚类算法和DBSCAN聚类算法的增批概率和漏批概率均较高。ICDC算法作为增量式密度聚类方法，由于缺乏对时差动态演化过程的先验约束，仍存在较明显的增批现象，但其漏批概率接近于0。相比之下，云模型分选算法、PointNet++分选算法以及本文方法对增批与漏批现象均具有较好的抑制能力，其增批概率和漏批概率整体较低，其中本文算法的增批概率和漏批概率均最低，表现出良好的分选稳定性。

4.5 移动多站场景下各算法运行时间对比

为进一步分析各算法的运行效率，对不同算法的运行时间进行对比分析，在测量误差为150 ns、干扰率为15%时的移动多站场景下进行分选，其他仿真参数与4.1节一致。实验使用硬件环境为Intel(R) Xeon(R) Silver 4210 CPU @ 2.20 GHz，操作系统是Windows10，软件是Matlab 2021b和Python3.11。

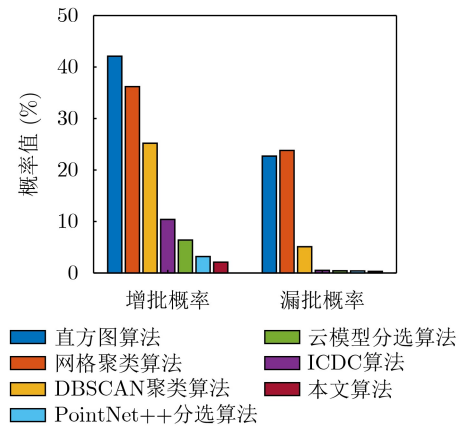


图10 不同分选算法的增批与漏批概率对比柱状图

假设 K_{mc} 为本文算法运行过程中动态维护的最大微簇数量，对于每一个新到达的样本，算法需要计算它与当前所有微簇的联合得分函数，该部分的时间复杂度为 $O(K_{mc} \cdot D)$ ，其中 D 为时差观测向量维度。对于全部 N 个样本，其总体复杂度为 $O(N \cdot K_{mc} \cdot D)$ 。此外，微簇合并仅在触发概念漂

移检测后执行,属于低频操作,其额外时间开销相对较小,对总体复杂度影响有限。因此,本文算法的总体时间复杂度主要由微簇匹配过程中新样本与各微簇之间联合得分函数的计算决定,即 $O(N \cdot K_{mc} \cdot D)$ 。

直方图算法、网格聚类算法、DBSCAN聚类算法、ICDC算法、云模型分选算法以及本文算法的运行时间包括多站时差窗计算、脉冲配对以及各自的分选算法执行完成的全过程。而PointNet++分选算法统计的是训练完成后的在线推理时间,不包含网络模型离线训练阶段的时间开销,其运行时间同样涵盖了从多站时差窗计算、脉冲配对到网络完成分选推理的全过程。

各算法的运行时间及分选正确率统计结果如表2所示。直方图算法与网格聚类算法虽然运行时间相对较短,但难以适应移动多站场景下TDOA特

征的动态演化特性,其分选正确率较低。DBSCAN聚类算法虽然分选正确率约为89%,但由于邻域搜索开销较大,运行时间达到26.311 s,为各算法中最高。ICDC聚类算法的运行时间为6.325 s,具有较高的运行效率,但由于缺乏对时差动态演化过程的有效约束,其分选正确率为87.353%。云模型分选算法由于云特征计算与隶属度更新过程较为复杂,其整体计算开销相对较大。PointNet++分选算法能够有效学习点云空间结构特征,因此具有较高的分选正确率,同时依托训练完成后的网络在线推理,其运行时间仅为6.173 s,整体运行效率较高。相比之下,本文算法有效提高了移动多站场景下的分选正确率,其分选正确率达到96.542%。然而,由于本文算法在分选过程中需进行微簇在线匹配、动态关联以及簇合并等操作,其计算复杂度相对较高,运行时间高于ICDC算法与PointNet++算法。

表 2 不同算法的运行时间及分选正确率对比

分选算法	本文算法	PointNet++分选算法	云模型分选算法	ICDC聚类算法	DBSCAN聚类算法	网格聚类算法	直方图算法
运行时间(s)	8.242	6.173	9.514	6.325	26.311	8.753	8.881
分选正确率(%)	96.542	92.346	89.061	87.353	89.036	57.204	42.098

5 结束语

本文针对移动多站协同侦察场景中的雷达辐射源信号分选问题,提出了一种面向移动多站协同雷达信号分选的时差先验增量密度聚类方法,以应对观测站运动导致时差特征随时间演化而导致传统多站分选方法分选正确性下降的问题。通过结合观测站运动信息构建时差随时间变化的线性状态模型,并引入卡尔曼滤波对时差演化过程进行动态建模与预测,所提方法有效抑制了概念漂移引发的雷达簇增批与误分裂现象。同时,时空联合判据与自适应簇合并机制进一步增强了算法在动态环境下的分选精度与鲁棒性。仿真结果表明,所提方法在复杂机动条件和干扰环境下仍能保持较高的分选正确率与稳定性,验证了其在移动多站协同侦察场景中的有效性。未来将重点研究复杂电磁环境下多参数联合实时分选方法,以兼顾分选精度与实时处理性能。同时,将深入研究微簇空间相交阈值、过程噪声协方差矩阵以及观测噪声方差等关键参数的自适应估计与动态调整策略,进一步提升算法在复杂场景下的适应能力。

参 考 文 献

[1] ZHOU Zixiang, FU Xiongjun, DONG Jian, *et al.* Radar signal sorting with multiple self-attention coupling

mechanism based transformer network[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2024, 31: 1765–1769. doi: [10.1109/LSP.2024.3421948](#).

[2] LI Ziyang, FU Xiongjun, DONG Jian, *et al.* Radar signal sorting via graph convolutional network and semi-supervised learning[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2025, 32: 421–425. doi: [10.1109/LSP.2024.3519884](#).

[3] ZHOU Zixiang, FU Xiongjun, DONG Jian, *et al.* Radar signal sorting with multiple self-attention coupling mechanism based transformer network[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2024, 31: 1765–1769. doi: [10.1109/LSP.2024.3421948](#).

[4] 李松炜, 杨松岩, 邓志安, 等. 基于自适应流聚类的多站时差协同信号分选方法[J]. 信号处理, 2024, 40(4): 682–694. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.007](#).

LI Songwei, YANG Songyan, DENG Zhian, *et al.* Cooperative signal sorting method based on multi-station TDOA and adaptive stream clustering[J]. *Journal of Signal Processing*, 2024, 40(4): 682–694. doi: [10.16798/j.issn.1003-0530.2024.04.007](#).

[5] 马爽, 吴海斌, 柳征, 等. 基于递归扩展直方图的辐射源时差分选方法[J]. 国防科技大学学报, 2012, 34(5): 83–89. doi: [10.3969/j.issn.1001-2486.2012.05.017](#).

MA Shuang, WU Haibin, LIU Zheng, *et al.* Method for emitter TDOA sorting based on recursive extended histogram[J]. *Journal of National University of Defense*

- Technology*, 2012, 34(5): 83–89. doi: [10.3969/j.issn.1001-2486.2012.05.017](#).
- [6] 刘智鑫, 赵拥军. 约束准则下扩展时差直方图脉冲分选配对方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2019, 46(6): 102–111. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2019.06.015](#).
- LIU Zhixin and ZHAO Yongjun. Pulse sorting and pairing based on the constrained extended TDOA histogram[J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(6): 102–111. doi: [10.19665/j.issn1001-2400.2019.06.015](#).
- [7] 马贤同, 罗景青, 孟祥豪. 基于时差的同类辐射源信号分选定位方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(10): 2363–2368. doi: [10.11999/JEIT141480](#).
- MA Xiantong, LUO Jingqing, and MENG Xianghao. Signal sorting and positioning method for similar radiation sources based on time difference of arrival[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2363–2368. doi: [10.11999/JEIT141480](#).
- [8] 陈涛, 王天航, 郭立民. 基于时差多参分选的多层感知器网络脉冲识别[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(7): 1567–1574. doi: [10.11999/JEIT170913](#).
- CHEN Tao, WANG Tianhang, and GUO Limin. Recognition of pulse repetition interval of multilayer perceptron network based on multi-parameter TDOA sorting[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(7): 1567–1574. doi: [10.11999/JEIT170913](#).
- [9] ZHAO Zihao, ZHANG Huaguo, and GAN Lu. A multi-station signal sorting method based on TDOA grid clustering[C]. 2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing (ICSIP), Nanjing, China, 2021: 773–778. doi: [10.1109/ICSIP52628.2021.9689025](#).
- [10] XIANG Zhexi, ZHOU Zou, GU Yu, *et al.* A multi-station signal sorting method based on time difference pair and azimuth information[C]. Proceedings of the 12th International Conference on Computer Engineering and Networks, Singapore, 2022: 466–475. doi: [10.1007/978-981-19-6901-0_49](#).
- [11] LU Yang and DENG Zhian. A recursive sorting method based on multi-station TDOA vector[C]. 2023 8th International Conference on Intelligent Computing and Signal Processing (ICSP), Xi'an, China, 2023: 1024–1027. doi: [10.1109/ICSP58490.2023.10248871](#).
- [12] 姜宏志, 赵闯, 胡德秀, 等. 基于时差多参的单脉冲信号实时配对分选[J]. 电子学报, 2021, 49(3): 566–572. doi: [10.12263/DZXB.20191316](#).
- JIANG Hongzhi, ZHAO Chuang, HU Dexiu, *et al.* Real-time deinterleaving algorithm for single pulse signal based on TDOAs and multi-parameter information[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2021, 49(3): 566–572. doi: [10.12263/DZXB.20191316](#).
- [13] 仇洪冰, 周兰兰, 周隼, 等. 基于云模型的辐射源信号多站分选方法[J]. 电子学报, 2022, 50(10): 2469–2477. doi: [10.12263/DZXB.20210212](#).
- QIU Hongbing, ZHOU Lanlan, ZHOU Zou, *et al.* Multi-station sorting method for emitter signal based on cloud model[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(10): 2469–2477. doi: [10.12263/DZXB.20210212](#).
- [14] 陈涛, 邱宝传, 肖易寒, 等. 基于点云分割网络的雷达信号分选方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(4): 1391–1398. doi: [10.11999/JEIT230622](#).
- CHEN Tao, QIU Baochuan, XIAO Yihan, *et al.* The radar signal deinterleaving method base on point cloud segmentation network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(4): 1391–1398. doi: [10.11999/JEIT230622](#).
- [15] 姚璐, 孙浩禹, 李松炜, 等. 移动辐射源目标多站协同雷达信号分选[J]. 海军航空大学学报, 2025, 40(6): 932–942. doi: [10.7682/j.issn.2097-1427.2025.06.014](#).
- YAO Lu, SUN Haoyu, LI Songwei, *et al.* Sorting of multi-station collaborative radar signals for mobile radiation source targets[J]. *Journal of Naval Aviation University*, 2025, 40(6): 932–942. doi: [10.7682/j.issn.2097-1427.2025.06.014](#).
- [16] 陆昊阳, 范玉雷, 高楠, 等. 一种适用数据流概念漂移检测与适应的增量密度聚类算法[J]. 电子学报, 2025, 53(6): 2050–2062. doi: [10.12263/DZXB.20250060](#).
- LU Haoyang, FAN Yulei, GAO Nan, *et al.* An incremental density-based clustering algorithm for concept drift detection and adaption over data stream[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2025, 53(6): 2050–2062. doi: [10.12263/DZXB.20250060](#).
- [17] WANG Jiale, LIAN Jie, and ZHU Guolei. A weighted Mahalanobis distance target sensing strategy for underwater integrated sensing and communication systems[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(1): 79–83. doi: [10.1109/LWC.2023.3320121](#).
- [18] LI Zhengbang, JIAO Yujie, FU Pan, *et al.* A novel method for approximating the distribution of chi-squared-type mixtures[J]. *Communications in Statistics—Theory and Methods*, 2025, 54(12): 3462–3475. doi: [10.1080/03610926.2024.2393703](#).
- [19] 常安琪, 乔宏乐, 徐伟. 基于DBSCAN聚类和曲线拟合的PRI分选算法[J]. 火控雷达技术, 2023, 52(2): 21–26. doi: [10.19472/j.cnki.1008-8652.2023.02.004](#).
- CHANG Anqi, QIAO Hongle, and XU Wei. A PRI sorting algorithm based on DBSCAN clustering and curve fitting algorithm[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2023, 52(2): 21–26. doi: [10.19472/j.cnki.1008-8652.2023.02.004](#).

陈金立：男，教授，研究方向为雷达辐射源信号分选、MIMO雷达信号处理，邮箱 chen820803@yeah.net。
樊 宇：男，硕士生，研究方向为雷达辐射源信号分选。

王延杰：男，硕士，研究方向为电子侦察与雷达信号分选。
张劲东：男，教授，研究方向为新体制雷达的研发、雷达信号分析与处理、高速数字信号处理系统设计与实现。

An Incremental Density Clustering Method with Time-Difference Prior for Mobile Multi-Station Radar Signal Sorting

CHEN Jinli^① FAN Yu^{①②} WANG Yanjie^① ZHANG Jindong^③

^①(School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

^②(Tianchang Research Institute, Nanjing University of Information Science and Technology, Tianchang 239300, China)

^③(College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract:

Objective In modern electronic warfare, radar signal sorting is a pivotal technology for electronic reconnaissance. Its primary objective is to deinterleave and categorize pulses from multiple radar emitters within dense and overlapping pulse streams. However, in practical reconnaissance missions, particularly those involving mobile platforms such as aircraft, the observation stations are in constant motion, while the target radar emitters typically remain stationary. This dynamic geometric relationship between the observation stations and the emitters causes the Time Difference of Arrival (TDOA) of intercepted signals to exhibit non-stationary characteristics that evolve over time. Conventional sorting algorithms lack the mechanism to perceive this dynamic feature drift. Consequently, continuous TDOA trajectories generated by the same emitter are prone to being incorrectly partitioned into multiple clusters during data processing, resulting in cluster proliferation and degraded sorting performance. To address these issues, an incremental density-based clustering method incorporating TDOA prior information is proposed. The proposed method effectively exploits the temporal evolution characteristics of TDOA, achieving high stability and high sorting accuracy in mobile multi-station scenarios.

Methods First, by analyzing the temporal evolution characteristics of TDOA in mobile multi-station scenarios, the TDOA evolution process is approximated as a linear function of time, and a linear prior model is established to characterize its dynamic behavior. An online micro-cluster construction strategy is then adopted for multi-station TDOA samples, and macro-clusters are formed according to the spatiotemporal intersection relationships among micro-clusters. For each macro-cluster, independent Kalman filters are constructed for different TDOA dimensions. The TDOA value and its rate of change are defined as state variables, and recursive state prediction is performed to provide dynamic feature references for newly arriving samples. During sample association, a spatiotemporal joint scoring function is designed, in which prediction residuals generated by the Kalman filters are incorporated as dynamic constraints. Consequently, the matching criterion evolves from a conventional static density-based rule into a joint spatiotemporal consistency constraint, enabling more accurate assignment of newly arriving TDOA samples. To suppress cluster proliferation caused by TDOA feature evolution, a concept drift detection mechanism based on macro-cluster center evolution is further introduced. Once concept drift is detected, posterior state vectors and covariance matrices estimated by the Kalman filters are employed to construct a dual Mahalanobis-distance criterion that jointly evaluates state-distribution overlap and predicted-position overlap. Under a 95% confidence threshold, mis-split radar clusters are adaptively merged and assigned to the same radiation source, thereby effectively suppressing cluster proliferation induced by concept drift.

Results and Discussions In the simulation experiments, radar pulse data distributions are generated according to the radar parameters (Table 1). The multi-station TDOA corresponding to the same radiation source

exhibits a near-linear evolution trend with respect to the Time of Arrival (TOA) at the observation station (Fig. 5). To comprehensively evaluate the performance of the proposed method in complex environments, a simulation analysis on radar cluster proliferation suppression is first conducted (Fig. 6). In this scenario, radar emitters E4 and E9 are selected from the nine simulated radiation sources as representative cases for analysis. Compared with DBSCAN, Incremental Density-Based Clustering (ICDC), cloud model-based sorting, and PointNet++ sorting algorithms, the proposed method effectively suppresses radar cluster proliferation and demonstrates superior cluster stability during the sorting process. Furthermore, to further demonstrate the superiority of the proposed approach, its sorting performance was comprehensively compared with several representative algorithms, including the conventional histogram method, grid-based clustering, DBSCAN, ICDC algorithm, cloud model-based sorting, and PointNet++ sorting algorithms. The sorting accuracy of various algorithms under different TOA measurement errors (Fig. 7) indicates that the proposed method achieves a sorting accuracy exceeding 96% when the TOA measurement error ranges from 50 to 300 ns, demonstrating remarkable robustness to measurement noise. Under different pulse interference rates (Fig. 8), the sorting accuracy of the proposed method remains above 96%, exhibiting excellent interference suppression capability. To further assess the stability of different algorithms under mobile observation platforms, simulations were performed at different observation station velocities (Fig. 9). The proposed method consistently maintains a high sorting accuracy across all tested velocities. Even at relatively high observation station speeds, the sorting accuracy remains at approximately 94%, indicating that the proposed approach retains favorable stability and robustness under dynamic observation conditions. In addition, simulations on radar cluster proliferation and missed-cluster probabilities are conducted (Fig. 10), and the computational complexities of different algorithms are analyzed (Table 2). The results demonstrate that the proposed method provides a favorable balance among sorting accuracy, cluster proliferation suppression, missed-cluster control, and computational cost.

Conclusions To address the sorting performance degradation caused by the temporal evolution of TDOA features in mobile multi-station scenarios, an incremental density-based clustering method incorporating TDOA prior information is proposed. By incorporating observation station motion information to construct a dynamic TDOA state model and integrating Kalman Filters to achieve recursive prediction of TDOA evolution, the proposed method effectively suppresses radar cluster proliferation and mis-splitting caused by concept drift. In addition, the spatiotemporal joint criterion and the adaptive cluster merging mechanism further enhance the robustness of the algorithm under complex and dynamic environments. Simulation results verify the effectiveness and stability of the proposed method in mobile multi-station cooperative reconnaissance scenarios. Future work will focus on real-time multi-parameter fusion-based sorting methods in complex electromagnetic environments. Furthermore, adaptive adjustment strategies for the micro-cluster spatial intersection threshold, process noise covariance matrix, and measurement noise variance will also be investigated.

Key words: Signal sorting; Mobile multi-station; Linear prior; Kalman filters; Incremental density-based clustering(ICDC)