

基于云模型的辐射源信号多站分选方法

仇洪冰,周兰兰,周 隰,顾 宇,狄城弘

(桂林电子科技大学信息与通信学院,广西桂林 541004)

摘 要: 本文分析了两站和三站时差分选的性能和运行效率,提出了一种基于云模型的辐射源信号多站分选方法. 该方法首先利用两站时差分选方法完成脉冲配对与粗分选;然后运用云模型计算各配对成功脉冲集合在时差、脉宽和载频参数维度上的隶属度,合并来自同一辐射源的脉冲集合,实现细分选;最后利用另一个云模型计算配对失败脉冲与细分选后的集合在脉宽、载频和带宽参数维度上的隶属度,归类配对失败脉冲. 仿真结果表明,与现有多站时差方法相比,本文通过引入云模型合并时差粗分选结果中来自同一辐射源的脉冲集合,降低了虚警率,同时实现了配对失败脉冲的准确归类,提高了方法的鲁棒性.

关键词: 脉冲配对; 信号分选; 时差; 云模型; 隶属度

中图分类号: TN957.51 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)10-2469-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210212

Multi-Station Sorting Method for Emitter Signal Based on Cloud Model

QIU Hong-bin, ZHOU Lan-lan, ZHOU Zou, GU Yu, DI Cheng-hong

(School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin, Guangxi 541004, China)

Abstract: In this paper, the performance and operating efficiency of two-station and three-station time difference of arrival(TDOA) sorting are analyzed, and a multi-station sorting method for emitter signal based on cloud model is proposed. Firstly, two-station TDOA sorting method is used to complete the pulse pairing and rough sorting. And then, the sets of pulses from same emitter is merged by using cloud model and calculating membership of each sets in terms of TDOA, pulse width and radio frequency. Finally, another cloud model is used to classified the pulses which failed to pair by calculating the membership of the pulses which failed to pair and the refined sets in pulse width, radio frequency and bandwidth. Simulation results show that compared with the existing methods, the proposed method can realize the sorting of pulses which failed to pair and reduce the false alarm rate by introducing the cloud model. The robustness of the method is improved.

Key words: pulses pairing; signal sorting; time difference of arrival; cloud model; membership

1 引言

电子侦察是现代电子战获取情报信息的重要手段. 信号分选作为电子侦察系统的关键技术,利用脉冲参数间的相似性和差异性对脉冲序列进行去交错处理,为辐射源的识别、定位和威胁等级评估提供基础保障^[1]. 随着无人机蜂群在电子侦察中的广泛应用,多站协同信号分选逐渐成为研究热点.

多站侦察系统的信号处理方式分为单站独立处理和多站协同处理^[2]. 前者利用脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)单参数分选法、神经网络法和聚类法等独立完成分选,不考虑各接收站信号之间的关联

性,数据利用率低. 后者主要依靠同一脉冲到达不同接收站的时差信息,建立多站接收信号间的关联性,协同完成分选,能更好地满足复杂电磁环境下的信号分选需求. 多站时差分选方法一般先将有效时差集合转化为时差直方图,再设置最低检测门限分选来自不同辐射源的脉冲,但是超高重频和超低重频的辐射源信号分选正确率较低^[3]. 针对上述问题,文献[4]分析了真实直方峰、虚假直方峰和直方图噪声的关系,构建了扩展时差直方图,序贯地检测并分选出每个辐射源的脉冲,但是该方法无法有效剔除干扰脉冲,直方图中噪声时差较高. 文献[5]结合目标位置信息场定位法,提出

收稿日期:2021-02-03;修回日期:2021-10-31;责任编辑:孙瑶

基金项目:国家自然科学基金(No.62071135);广西重点研发计划(No.桂科 AB17292058);广西科技基地和人才专项(No.桂科 AD18281044);“认知无线电与信息处理”教育部重点实验室主任基金(No.CRKL190104)

基于时差的同类辐射源信号分选定位方法,有效剔除了同类辐射源信号在时域和频域混叠导致的虚假时差,但未考虑方法在观测站或目标间距较近时对多目标的分辨能力,以及在丢脉冲条件下导致的虚警和漏警问题.文献[6]对有效时差进行聚类处理,能分选具有不同调制方式的辐射源脉冲,但是当测量误差较大时,聚类方法很难分选出时差相近的辐射源,容易出现漏选目标.文献[7]引入配对约束条件,较大程度上减少了虚假时差和噪声时差,实现了超低重频和单脉冲辐射源的准确分选,但是采用直方图方法以一定间隔将时差窗划分成直方格,提取单个直方格内时差对应的脉冲,容易导致虚警目标出现.2021年,文献[8]先得到多个与主站正确配对的“脉冲对”,计算“脉冲对”对应的时差得到“时差对”,再提取误差容限内的“时差对”对应的脉冲,能快速分选出超低重频脉冲信号和单脉冲信号,但是该方法只对同时被所有接收站截获的脉冲分选效果较好,即只对都能与主站配对成功的脉冲分选效果较好.此外,现有多站时差分选方法虽然能获得较高分选正确率,但是大多只利用了配对成功的脉冲,将配对失败的脉冲全当作干扰脉冲剔除.由于在复杂环境下各接收站截获信号的脉冲数量和参数存在不确定性,配对失败的脉冲数量较多,将其全部剔除可能会丢失大量有效信息.

广泛应用于图像处理、智能控制和数据挖掘等领域的云模型是定性概念与定量值之间的转换模型^[9-11],可用于表征接收信号的不确定性,实现配对失败脉冲的有效利用并降低虚警率.

本文分析比较了两站及三站情况下现有多站时差分选方法的性能和效率,针对复杂电磁环境下现有多站时差分选方法虚警率、漏警率较高且鲁棒性较低的问题,提出了基于云模型的辐射源信号多站分选方法.首先根据同一辐射源脉冲参数的相似性,利用多站时差方法完成脉冲的配对和粗分选;然后引入云模型合并来自同一辐射源的脉冲集合,并实现配对失败脉冲的处理.

2 多站时差分选

2.1 多站侦察场景

多站侦察是多个接收站同时对多个辐射源进行侦察,各接收站独立截获辐射源脉冲信号,并对截获的信号进行预处理,得到脉冲描述字(Pulse Description Word, PDW),PDW一般包括PRI、到达时间(Time of Arrival, TOA)、载频(Radio Frequency, RF)、脉宽(Pulse Width, PW)和带宽(Band Width, BW)等参数,然后所有接收站协同分选截获的信号.

不同接收站的覆盖区域不同,且在日益复杂的电

磁环境下,接收站截获的信号中脉冲丢失和脉冲干扰更为严重,同时不同接收站对同一脉冲的参数估计偏差不同,给现有分选方法带了困难.

2.2 多站时差分选流程

本文以3个接收站为例阐述多站时差分选过程.多站时差分选是利用同一脉冲到达不同接收站的到达时差,分选来自同一辐射源的脉冲,其原理图如图1所示.

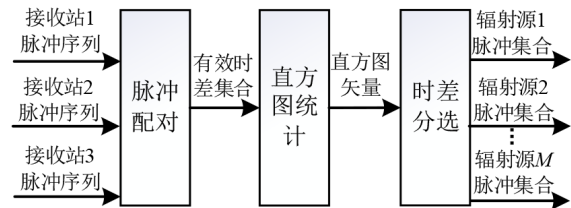


图1 多站时差分选原理图

接收站 $i(i=1,2,3)$ 截获的脉冲序列如下所示:

$$X_i = \{x_i^l | l=1,2,\dots,L_i\} = \{t_i^l, P_i^l | l=1,2,\dots,L_i\} \quad (1)$$

其中, x_i^l 表示接收站 i 截获的第 l 个脉冲,每个脉冲又可以表示为 $\{t_i^l, P_i^l\}$, t_i^l 表示第 l 个脉冲到达接收 i 的 TOA, P_i^l 表示除 TOA 之外的其他参数; L_i 表示接收站 i 截获的脉冲总数.

首先对接收站截获的脉冲进行配对,配对的约束条件有时差窗约束条件和 PDW 参数约束条件.先在相同时差窗 $[\omega_L, \omega_H]$ 范围内检测接收站 2 和接收站 3 中能与接收站 1 的第 l_1 个脉冲相匹配的脉冲,其约束计算如式(2)和式(3)所示:

$$\Delta t_{l_1, l_j} = t_{l_1}^{l_1} - t_{l_j}^{l_j} \in [\omega_L, \omega_H]; \quad j=2,3 \quad (2)$$

$$\eta_{l_1, l_j} = [(P_{l_1}^{l_1} - P_{l_j}^{l_j})^T W (P_{l_1}^{l_1} - P_{l_j}^{l_j})]^{1/2} < \alpha \quad (3)$$

若同时满足式(2)和式(3),则表示这两个脉冲配对成功.其中, j 表示接收站 2 或者接收站 3; α 表示匹配门限^[7];时差窗 $[\omega_L, \omega_H]$ 由接收站之间的距离决定^[2]; W 表示加权矩阵,其对角元素的值等于对应参数测量误差平方的倒数^[5].

然后同样利用式(2)和式(3)两个约束条件对接收站 2 和接收站 3 的脉冲进行配对,最终得到的脉冲对形式有 $\{x_1^{l_1}, x_2^{l_2}, x_3^{l_3}\}$, $\{x_1^{l_1}, x_2^{l_2}, \times\}$, $\{x_1^{l_1}, \times, x_3^{l_3}\}$ 和 $\{\times, x_2^{l_2}, x_3^{l_3}\}$ 这 4 种形式,其中 \times 表示在相应的接收站中找不到与之配对的脉冲, $x_i^{l_i}$ 表示被不同接收站截获的来自同一辐射源的同—脉冲.

先分选出 $\{x_1^{l_1}, x_2^{l_2}, x_3^{l_3}\}$ 形式的脉冲对.能被所有接收站截获的脉冲之间的时差构成有效时差集合 $T_{1,2}$, $T_{1,3}$ 和 $T_{2,3}$,例如接收站 1 和接收站 2 构成的 $T_{1,2}$ 表示为

$$T_{1,2} = \left\{ \Delta t_{l_1, l_2} \mid \Delta t_{l_1, l_2} = t_{l_1}^{l_1} - t_{l_2}^{l_2} \right\} \quad (4)$$

其中 l'_1 和 l'_2 的取值范围为 l_1 和 l_2 取值的真子集. 将时差窗 $[\omega_L, \omega_H]$ 按照间隔 $\Delta\tau$ 划分成 K 个直方格, 并将有效时差集合 $T_{1,2}$, $T_{1,3}$ 和 $T_{2,3}$ 分别转换到各自的时差直方图第 k 个直方格中, 例如 $T_{1,2}$ 的转换表示为

$$k = \lceil (\Delta t_{l'_1, l'_2} - \omega_L) / \Delta\tau \rceil, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (5)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示取整运算; $\Delta\tau$ 由 TOA 测量误差决定^[2].

统计 3 个直方图中所有直方格对应的脉冲, 得到直方图矢量 $H_{1,2}$, $H_{1,3}$ 和 $H_{2,3}$, 例如 $H_{1,2}$ 表示为

$$H_{1,2} = [h_1, h_2, \dots, h_K] \quad (6)$$

其中, h_k 表示直方格 k 中累计的时差数量.

最后再分选 $\{x_1^1, x_2^1, \dots, x_K^1\}$, $\{x_1^2, \dots, x_K^2\}$ 和 $\{x_1^3, \dots, x_K^3\}$ 形式的脉冲对, 分别计算这些脉冲对所处的直方格编号, 将其累加到对应的直方图矢量中. 默认同一直方格中时差对应的脉冲来自同一辐射源, 依次提取直方图矢量中元素最多的 h_k 对应的脉冲, 最终得到 3 组脉冲集合 D_1 , D_2 和 D_3 .

3 云模型理论

在复杂的电磁环境中辐射源信号可能受到各种干扰, 表现出模糊性和随机性, 这种不确定性可以用云模型来表征. 云模型是基于经典概率论与模糊数学用于实现定性概念与定量描述双向转换的认知模型, 反映了定性概念的模糊性和随机性^[10]. 设 U 是一个用精确数值表示的论域, C 是 U 上的定性概念, 若 U 中的定量值 x 是 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度 $u(x)$ 是具有稳定倾向的随机数, 则 x 表示云滴, x 在 U 上的分布称为云^[11].

云的数字特征包括期望 Ex 、熵 En 和超熵 He . Ex 是所有云滴的中心, 是最能描述定性概念量化的样本点; En 反映了定性概念的随机性和模糊性, 表征了云滴离散的程度和云滴可被定性概念接受的程度; He 是 En 的熵, 反映 En 的不确定度. 正向云模型是根据 Ex , En 和 He 这 3 个数字特征生成多个云滴的过程; 逆向云模型是由多个云滴得到 3 个数字特征的过程.

将脉冲看作定性概念, 脉冲参数看作云滴, 多站时差分选结果中的脉冲参数集合看作云, 通过逆向云模型获得每个脉冲参数集合的 Ex , En 和 He . 假设接收站 i 的多站时差分选结果为 $D_i = \{D_i^1, D_i^2, \dots, D_i^M\}$, M 表示粗分选后的脉冲集合数目, x_{mip} 表示第 m 个脉冲集合中第 l 个脉冲在第 p 个参数维度上的数值, 根据逆向云模型, 得到第 m ($m=1, \dots, M$) 个脉冲集合中第 p 个参数维度上的数字特征为

$$Ex_{mp} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L x_{mip} \quad (7)$$

$$En_{mp} = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L |x_{mip} - Ex_{mp}| \quad (8)$$

$$He_{mp} = \sqrt{S_{mp}^2 - En_{mp}^2} \quad (9)$$

$$S_{mp}^2 = \frac{1}{L-1} \sum_{l=1}^L (x_{mip} - Ex_{mp})^2 \quad (10)$$

其中, L 表示第 m 个脉冲集合中的脉冲总数. 再根据正向云模型原理, 生成符合以 En_{mp} 为期望、以 He_{mp}^2 为方差的高斯分布随机数 En'_{mp} .

第 m' 个脉冲集合中第 l 个脉冲在第 p 个参数维度上对第 m 个脉冲集合在第 p 个参数维度上的隶属度表示为

$$u_{mp}(x_{m'lp}) = \exp \left[-\frac{(x_{m'lp} - Ex_{mp})^2}{2En_{mp}'^2} \right], \quad m \neq m' \quad (11)$$

单个脉冲在所有参数维度上对第 m 个脉冲集合的总隶属度为所有参数维度上的隶属度之积, 表示为

$$u_m(x_{m'l}) = \prod_{p=1}^P u_{mp}(x_{m'lp}) \quad (12)$$

其中, P 为参数维度总数.

第 m' 个脉冲集合在第 p 个参数维度上对第 m 个脉冲集合在第 p 个参数维度上的隶属度, 等于第 m' 个脉冲集合中所有脉冲对第 m 个脉冲集合的隶属度均值, 表示为

$$u_{mm'}^p = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L u_{mp}(x_{m'lp}); \quad m \neq m' \quad (13)$$

将时差分选理论和云模型理论相结合, 可处理配对失败的脉冲, 同时能够有效降低虚警率, 提高分选正确率.

4 基于云模型的辐射源信号多站分选方法

本文方法的系统框图如图 2 所示, 整个系统分为 3 部分: 多站时差粗分选部分、脉冲集合细分选部分和失配脉冲归类部分. 多站时差粗分选部分利用多站时差分选方法实现粗分选, 得到配对成功的 M 个辐射源脉冲集合和失配脉冲集合 F . 针对 M 个配对成功脉冲集合, 运用脉冲集合细分选合并其中可能存在的误分选, 即合并粗分选结果中来自同一辐射源的脉冲集合, 针对失配脉冲集合 F 中的脉冲, 利用失配脉冲归类部分实现其准确归类. 失配脉冲集合中 F 可能存在 3 种脉冲: 第一种是干扰脉冲; 第二种是能建立关联的配对失败脉冲, 这种脉冲虽然不能在其他接收站之间找到与之配对的脉冲, 但是这些脉冲能与配对成功脉冲集合建立关联; 第三种是不能建立关联的配对失败脉冲, 由于某些辐射源的所有脉冲只能被其中单部收站截获, 这种脉冲既不能通过多站时差分选实现配对, 也不能通过云模型将其归类. 本文重点考虑前两种情况.

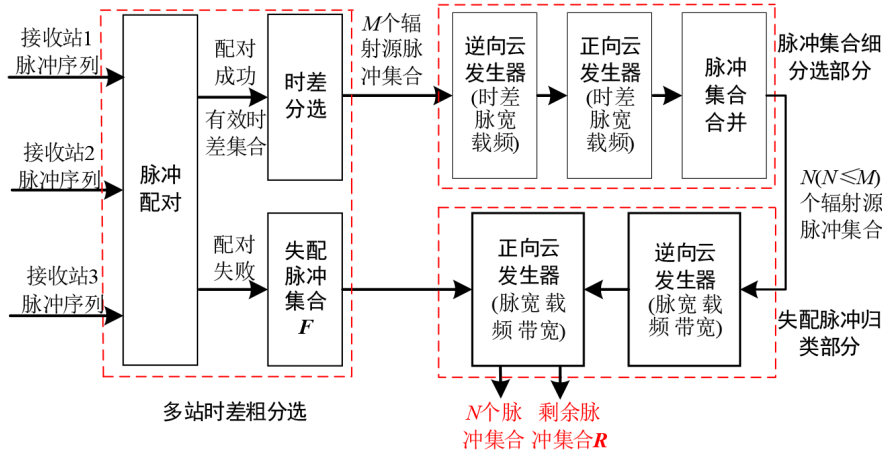


图2 系统框图

基于云模型的辐射源信号多站分选方法具体步骤如下:

步骤1 利用多站时差分选方法得到 M 个辐射源脉冲集合和失配脉冲集合 F ;

步骤2 根据脉冲集合细分选部分中的逆向云模型求出各脉冲集合在时差、脉宽和载频3个参数维度上的 Ex , En 和 He ;

步骤3 根据脉冲集合细分选部分中的正向云模型计算各集合之间的隶属度,若满足条件 $u_{mm'} > u_1, u_{m'm} > u_1$,则将第 m 个脉冲集合与第 m' 个脉冲集合合并,得到 N 个集合;

步骤4 利用失配脉冲归类部分中的逆向云模型计算步骤3结果中每个集合在脉宽、载频和带宽3个参数维度上的 Ex , En 和 He ;

步骤5 利用失配脉冲归类部分中的正向云模型计算集合 F 中各脉冲与 N 个脉冲集合的隶属度,若 $\max\{u_n(x_{Fl})\} > u_2$,则将 F 中第 l 个脉冲归到脉冲集合 n 中.

隶属度判定准则如下所述. 云滴和隶属度分布服从高斯分布,遵循“3Ex”准则:云滴几乎全部分布在 $(Ex-3En, Ex+3En)$ 区间内,占到总数的 99.7%,其中分布在 $(Ex-En, Ex+En)$ 区间内的为 68.3%,分布在 $(Ex-2En, Ex+2En)$ 区间内的为 95.4%;隶属度判定准则以‘3Ex’为参考理论,将参数设置在 $(Ex-En, Ex+En)$ 范围内,其他参数设置在 $(Ex-2En, Ex+2En)$ 范围内^[12].

在本文场景中,直方图统计时因为TDOA的参数抖动导致易分选出虚警目标,所以不能只使用TDOA参数进行隶属度判定,需要借助其他PDW参数共同判定.因此假设每个参数具有相同的重要性,设置TDOA, PW, RF和BW参数分别为 $x_t = x_p = x_r = x_b = Ex + 2En$,则TDOA-PW-RF隶属度判定准则为

$$u_1 = \exp \left[- \left(\frac{(x_t - Ex)^2}{2En^2} + \frac{(x_p - Ex)^2}{2En^2} + \frac{(x_r - Ex)^2}{2En^2} \right) \right] = 0.0025 \quad (14)$$

PW-RF-BW隶属度判定准则为

$$u_2 = \exp \left[- \left(\frac{(x_p - Ex)^2}{2En^2} + \frac{(x_r - Ex)^2}{2En^2} + \frac{(x_b - Ex)^2}{2En^2} \right) \right] = 0.0025 \quad (15)$$

5 实验仿真

5.1 仿真参数设置

仿真场景设置如下:设有3个接收站(站1、站2、站3);侦察时间为100 ms;TOA测量误差为50 ns;时差窗为 $[-12.15 \mu s, 12.15 \mu s]$,以200 ns为间隔划分时差窗;侦察范围内有10部辐射源(E1~E10),其具体参数如表1所示.总数 S 为所有辐射源发射的脉冲总数.

为了模拟实际环境,在脉冲产生过程中给各脉冲参数都加上0%~1%的随机抖动,再对PW,RF和BW加上均值为0,标准差分别为0.05 μs ,0.3 MHz和0.01 MHz的测量误差.设置各站实际截获脉冲总数如式(16)所示,假设接收站1的丢失率和干扰率分别为10%和15%,接收站2的丢失率和干扰率分别为15%和10%,接收站3的丢失率和干扰率分别为10%和10%,各接收站的实际截获脉冲数如表2所示.

$$\text{实际截获脉冲总数} = S - S \times \text{丢失率} + S \times \text{干扰率} \quad (16)$$

5.2 方法有效性验证

本文比较了两站分选和三站分选的仿真结果.仿真环境: Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU @2.20 GHz; 8.00 GB; x64; MATLAB 2018a.

表 1 辐射源参数表

辐射源序号	PRI/ μ s	PW/ μ s	RF/MHz	BW/MHz	发射脉冲数
E1	350 抖动	10.3	2 300 跳变	7.2	285
E2	420/610 参差	10	2 400 固定	7	194
E3	550 固定	8.8	2000 固定	5.8	200
E4	1 100 固定	10.8	2 250/2 400 参差	7.8	90
E5	1 300~1 380 滑变	11	2 400 固定	8	74
E6	1 630 固定	10	2 450~2 550 捷变	8.6	61
E7	2000/1 800/1 500 参差	12	2 800 固定	5	56
E8	8 000 抖动	11.7	2 600/2 750 参差	4.9	12
E9	10 000 固定	9.5	2 200 跳变	9.2	10
E10	12 000 固定	9	2 100~2 200 捷变	6	8
总数 S					990

表 2 接收站实际截获脉冲数量

辐射源序号	站 1	站 2	站 3
E1	254	236	253
E2	177	160	177
E3	177	176	175
E4	83	79	80
E5	67	65	64
E6	56	53	59
E7	51	47	53
E8	11	8	12
E9	8	9	10
E10	7	8	8
干扰脉冲	149	99	99
截获总数	1 040	940	990

(1) 时差粗分选结果

两站分选结果以接收站 1 和接收站 2 为例,两站和三站的时差粗分选结果中正确分选出的脉冲如表 3 所示. 两站分选中接收站 1 和接收站 2 都分选 733 个脉冲,分别剩下 307 个和 207 个脉冲配对失败;分选出 15 类辐射源,出现 5 个虚警目标,无漏选目标;两站的平均 P_A 、平均 P_F 和平均 P_M 分别为 76.63%、33.33% 和 0. 三站分选中接收站 1、接收站 2 和接收站 3 分别分选出 867、787 和 830 个脉冲,分别还剩下 173、153 和 160 个脉冲配对失败;分选出 15 类辐射源,出现 5 个虚警目标,无漏选目标;三站的平均 P_A 、平均 P_F 和平均 P_M 分别为 85.68%、33.33% 和 0.

从以上数据分析可知,脉冲丢失或者干扰脉冲的存在导致两站和三站分选中都出现了较多失配脉冲,并且 TOA 测量误差的存在,将带有误差的时差集合转换到直方图中,某些来自同一辐射源的脉冲对形成的时差被累积到相邻的多个直方格中,导致时差粗分选结果的 P_F 较高. 除此之外,三站时差粗分选结果的 P_A 较两站提高了 9.05%,但是前者的运行时间比后者增加

了 12.1914 s,约为后者的 3 倍.

脉冲处理正确率 P_A 、虚警率 P_F 和漏警率 P_M 的计算公式如下:

$$P_A = \frac{\text{正确分选脉冲数} + \text{正确剔除干扰脉冲数}}{\text{实际截获脉冲总数}} \times 100\% \quad (17)$$

$$P_F = \frac{\text{虚警目标数}}{\text{实际分选出的辐射源数}} \times 100\% \quad (18)$$

$$P_M = \frac{\text{漏选目标数}}{\text{真实辐射源目标数}} \times 100\% \quad (19)$$

表 3 两站时差分选结果

辐射源序号	两站时差分选结果		三站时差分选结果		
	站 1	站 2	站 1	站 2	站 3
E1	179	179	214	195	205
E2	113	113	145	120	144
E3	145	145	169	162	169
E4	64	64	74	70	69
E5	58	58	67	58	56
E6	25	25	32	28	33
E7	34	34	43	37	42
E8	6	6	11	6	11
E9	5	5	8	7	10
E10	5	5	5	5	5
E11 (虚)	31	31	31	31	27
E12 (虚)	29	29	29	29	22
E13 (虚)	23	23	23	23	21
E14 (虚)	8	8	8	8	8
E15 (虚)	8	8	8	8	8
干扰脉冲	149	99	149	99	99
P_A	76.63%		85.68%		
P_F	33.33%		33.33%		
P_M	0		0		
运行时间	6.104 1 s		18.295 5 s		

(2) 云模型分选结果

设置云模型隶属度门限值 $u_1 = u_2 = 0.0025$. 利用云模型分选时将时差粗分选结果中 15 个辐射源脉冲集合并成 10 个, 再归类失配脉冲, 其正确分选出的脉冲结果如表 4 所示. 相比于时差粗分选, 两站平均 P_A 为 98.20%, 提高了 21.57%; P_F 和 P_M 都为 0, P_F 降低了 33.33%; 运行时间增加了 0.2142 s. 三站平均 P_A 为 98.59%, 提高了 12.91%; P_F 和 P_M 都为 0, P_F 降低了 33.33%; 运行时间增加了 0.2404 s. 两站和三站的最终分选结果分选的 P_A 都为 98% 左右, 并且都有效降低了虚警率, 但是三站的运行时间约是两站的 3 倍.

表 4 云模型分选结果

辐射源 序号	两站时差分选结果		三站时差分选结果		
	站 1	站 2	站 1	站 2	站 3
E1	254	235	254	236	253
E2	173	159	177	156	176
E3	177	176	177	176	175
E4	83	79	83	79	80
E5	64	64	67	63	60
E6	56	53	56	53	58
E7	51	47	51	47	53
E8	7	8	11	7	12
E9	6	9	8	9	10
E10	5	8	6	6	6
干扰脉冲	142	88	142	87	95
P_A	98.20%		98.59%		
P_F	0		0		
P_M	0		0		
运行时间	6.3183 s		18.5359 s		

将两站时差分选、两站时差+云模型分选、三站时差分选和三站时差+云模型分选都进行 1 000 次仿真, 并取结果平均值. 当接收机 1、接收机 2 和接收机 3 的干扰率分别为 15%、10% 和 10% 时, 以上方法分选的脉冲处理正确率 P_A 随丢失率变化如图 3 所示. 随着丢失率增加, 两站时差分选的 P_A 降低, 因为两站分选中能配对成功的脉冲数减少. 三站分选中因任意两部接收机都需要进行配对, 只要能配对成功的脉冲对就将其保留下来进行时差分选, 所以三站时差分选中配对成功的脉冲数比两站多, 其时差分选正确率比两站高. 引入云模型后, 两站和三站分选的 P_A 都得到了大幅度提升, 且两站分选的 P_A 比三站低 1% 左右.

当接收机 1、接收机 2 和接收机 3 的丢失率分别为 10%、15% 和 10% 时, 以上方法的脉冲处理正确率 P_A 随干扰率变化如图 4 所示. 从图可知, 在丢失率固定的情况下, 随着干扰率增加, 两站和三站时差分选的 P_A 呈缓慢上升趋势, 因为在成功配对脉冲数不变时, 随着干扰

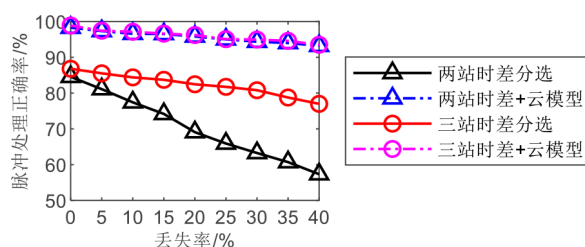


图 3 两站与三站分选的 P_A 随丢失率的变化曲线

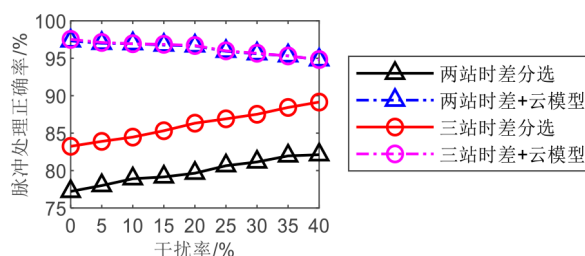


图 4 两站与三站分选的 P_A 随干扰率的变化曲线

脉冲数增加, 剔除的脉冲数增多, 正确率可能呈现上升趋势, 说明在复杂情况下其抗干扰能力较强. 引入云模型后, 两站和三站分选的 P_A 都得到了大幅度提升, 且两站和三站的最终分选 P_A 大致相同.

综上所述, 相比于多站时差粗分选, 云模型分选后的 P_A 得到了有效改善, 说明本文方法在复杂环境下具有较好的分选效果. 两站和三站分选的比对中, 虽然三站时差分选比两站时差分选的 P_A 高, 但是经过云模型分选处理后, 两站分选和三站分选的最终分选效果大致相同, 且三站分选需要更多的运行时间, 因为在时差粗分选过程中三站分选需要配对三次, 运行时间较长, 所以两站分选的效率要高于三站.

5.3 方法性能对比

(1) 丢失率和干扰率对分选的影响

为了验证本文方法性能, 对比了不同条件下 6 种方法的平均 P_A , P_F 和 P_M : 文献[4]方法、“文献[4]+云模型改进方法”、文献[6]方法、“文献[6]+云模型改进方法”、文献[7]方法、本文方法(两站). 每种方法都进行 1 000 次仿真实验并取其结果平均值. 接收站 1 和接收站 2 的干扰率为 15% 和 10% 时, 各方法的性能随丢失率变化曲线分别如图 5、图 6 和图 7 所示; 接收站 1 和接收站 2 的丢失率为 10% 和 15% 时, 各方法的性能随干扰率变化曲线分别如图 8、图 9 和图 10 所示.

从图 5、图 6 和图 7 可知, 随着丢失率增加, 实际截获脉冲数量减少, 能配对成功的脉冲减少, 各方法的 P_A , P_F 呈下降趋势, 并且当某辐射源脉冲信号丢失过多或者全部丢失时, P_M 上升. 文献[4]方法性能相对较低, 在丢失率为 20% 时开始出现漏选, 因为当某些辐射源的数量丢失过多时, 该方法不能有效剔除噪声, 会导致这些辐射源剩余的脉冲被噪声淹没, 进而 P_M 升高.

文献[7]方法比文献[4]方法的性能好,因为前者通过引入PDW约束条件,减少了错误的脉冲配对,且该方法在丢失率为25%时出现漏选目标.文献[6]方法的分选性能相对较好,且无虚警目标,但是一直存在漏选目标,因为该方法对有效时差进行聚类处理,时差过于接近的两个辐射源脉冲被聚成一类.以上方法在引入云模型后性能都得到了提升,本文方法性能提升较大;“文献[6]+云模型改进方法”次之;“文献[4]+云模型改进方法”相对较小,因为该方法错误配对较多,其分选结果中有干扰脉冲形成的脉冲集合,这些脉冲无法通过云模型合并,所以 P_F 仍然较高.

从图8、图9和图10可知,文献[4]方法无法有效剔除干扰脉冲,随着干扰率增加, P_F 逐渐上升, P_A 大幅度下降,干扰率为35%时出现漏选目标.文献[6]方法和文献[7]方法的 P_A 呈缓慢上升趋势,因为在成功配对脉冲数不变时,随着干扰脉冲数增加,剔除的脉冲数增多,正确率可能呈现上升趋势,说明在复杂情况下其抗干扰能力强,但是前者一直存在漏选目标,后者的虚警目标仍然较多.以上方法在引入云模型后,都有效降低了 P_F ,并提高了 P_A .

综上,文献[4]和文献[7]方法都是将有效时差转换成直方图来进行分选, P_M 较低, P_F 较高;文献[6]方法对有效时差进行聚类, P_M 较高, P_F 较低.相比于运用时差直方图的方法,本方法能降低 P_F ,相比于运用时差聚类的方法,本文方法能降低 P_M ,且本文方法在复杂条件下 P_A 都能达到90%以上.

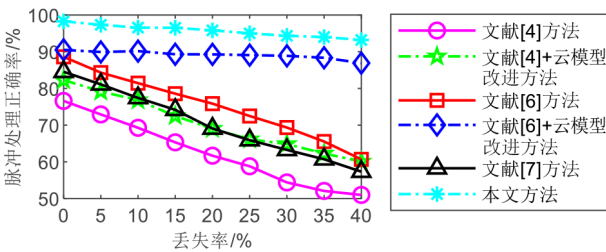


图5 正确率随丢失率的变化曲线

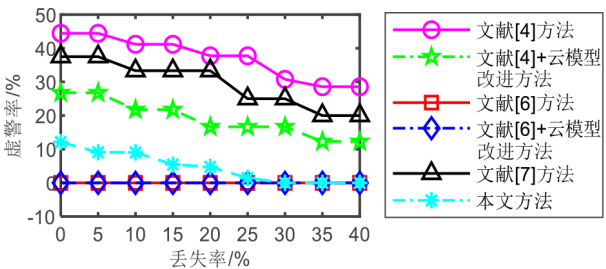


图6 虚警率随丢失率的变化曲线

(2)方法实时性对比

方法的实时性可以在一定程度上反映算法的优势,因此本文统计了上文6种方法进行1000次仿真的

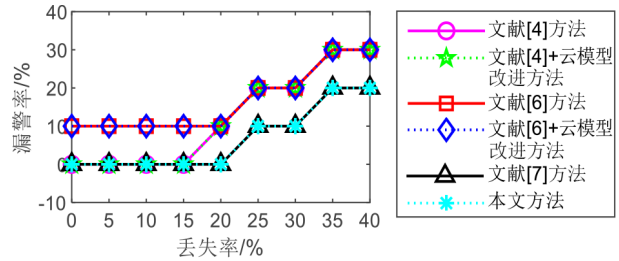


图7 漏警率随丢失率的变化曲线

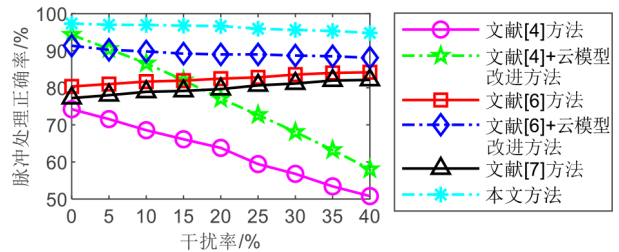


图8 正确率随干扰率的变化曲线

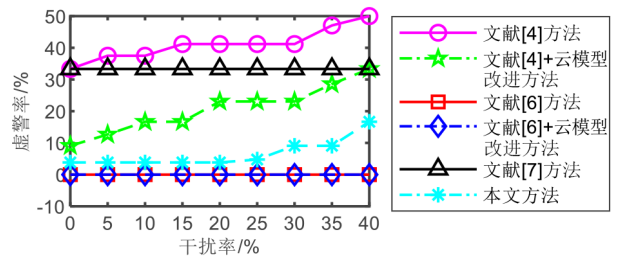


图9 虚警率随干扰率的变化曲线

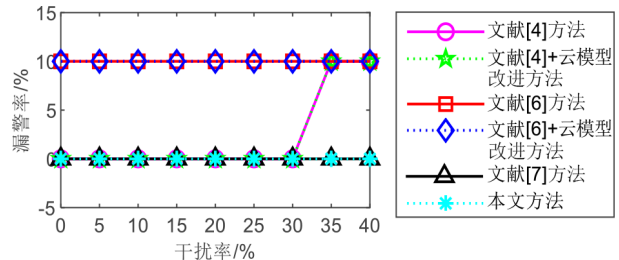


图10 漏警率随干扰率的变化曲线

平均运行时间、平均 P_A 、平均 P_F 和平均 P_M ,如表5所示.其中接收站1的丢失率和干扰率分别为10%和15%,接收站2的丢失率和干扰率分别为15%和10%.

表5 平均运行时间结果

方法	平均运行时间	平均 P_A /%	平均 P_F /%	平均 P_M /%
文献[4]方法	6.226 7	67.92	41.18	0
文献[4]+云模型改进方法	6.430 2	77.54	21.87	0
文献[6]方法	4.637 9	80.68	0	10.00
文献[6]+云模型改进方法	4.885 7	89.37	0	10.00
文献[7]方法	6.162 9	76.63	33.33	0
本文方法	6.325 5	97.76	3.55	0

从表5可知,每种云模型改进方法与其基础方法相比,平均运行时间只增加了3%。文献[4]相关方法的时间最长,因为文献[4]无法有效剔除干扰脉冲,形成了较多错误脉冲对,提取这些错误脉冲对花费较多时间;该类方法的 P_A 较低, P_F 较高,引入云模型后 P_A 也只有77%左右,性能相对较差。文献[6]的相关方法运行时间最短,因为其不需要提取直方图,运算较快,但该类方法 P_M 较高。文献[7]方法的运行时间介于文献[4]和文献[6]之间,因为该方法引入PDW约束条件进行脉冲配对,减少了错误配对,提取脉冲花费的时间相应减少,但是其 P_F 仍然较高。本文方法较文献[7]方法的 P_A 提高了30%左右, P_F 降低了30%左右。

综上,文献[4]相关方法运行时间最长,性能较差;文献[6]相关方法运行时间最短,性能较好,但是 P_M 较高;文献[7]的运行时间介于文献[4]和文献[6]之间;本文方法在文献[7]的基础上引入云模型后,性能得到改善。由此可见,本文方法在增加少量运行时间的情况下,显著提高了分选效果。

6 总结

针对复杂电磁环境下现有多站时差分选方法实用性不强的问题,本文提出了一种基于云模型的辐射源信号多站分选方法。为了解决虚警率和漏警率高的问题,本文利用云模型将多站时差粗分选结果中来自同一辐射源的脉冲集合并,并通过计算配对失败的脉冲到各辐射源脉冲集合的隶属度,归类失配脉冲,解决了现有时差分选方法只处理配对成功的脉冲导致鲁棒性低的问题。仿真结果验证了本文方法在复杂环境下的可行性。但是当多个辐射源到达不同接收站的时差一致或者非常相近时,会出现漏选目标,针对该问题还需进一步研究。

参考文献

- [1] 南普龙. 基于多维信息挖掘的雷达信号分选方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
NAN P L. Research on Radar Signal Sorting Using Multi-Dimension Information Features[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017. (in Chinese)
- [2] 李昉豪. MIMO 雷达信号参数估计算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2015.
LI Y H. Study on the Parameter Estimation Algorithms of MIMO Radar Signals[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015. (in Chinese)
- [3] MA S, LIU Z, JIANG W L. Pulse sorting algorithm using TDOA in multiple sensors system[J]. *Advanced Materials Research*, 2012, 571: 665-670.
- [4] 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.
MA S, WU H B, LIU Z, 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. (in Chinese)
- [5] 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.
MA X T, LUO J Q, MENG X H. 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. (in Chinese)
- [6] 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间识别[J]. *电子与信息学报*, 2018, 40(7): 1567-1574.
CHEN T, WANG T H, GUO L M. 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. (in Chinese)
- [7] 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.
LIU Z X, ZHAO Y J. Pulse sorting and pairing based on the constrained extended TDOA histogram[J]. *Journal of Xidian University*, 2019, 46(6): 102-111. (in Chinese)
- [8] 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.
JIANG H Z, ZHAO C, HU D X, 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. (in Chinese)
- [9] WAN J, NAN P L, GUO Q, et al. Multi-mode radar signal sorting by means of spatial data mining[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2016, 18(5): 725-734.
- [10] GUO P, LI X F, JIA Y L, et al. Cloud model-based comprehensive evaluation method for entrepreneurs' uncertainty tolerance[J]. *Mathematics*, 2020, 8(9): 1491.
- [11] 李德毅, 杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 第2版. 北京: 国防工业出版社, 2014: 40-88.
LI D Y, DU Y. *Artificial Intelligence with Uncertainty* [M]. 2nd. Beijing: National Defense Industry Press, 2014: 40-88. (in Chinese)
- [12] GUO Q, NAN P L, WAN J. Signal classification method based on data mining for multi-mode radar[J]. *Journal of*

Systems Engineering and Electronics, 2016, 27(5): 1010-1017.

作者简介



仇洪冰 男,1963年出生,江苏如皋人.现为桂林电子科技大学信息与通信学院教授,博士生导师.主要研究方向为宽带无线通信、通信信号处理、辐射源定位等.
E-mail: qiuhb@guet.edu.cn



周兰兰 女,1997年出生,重庆万州人.现为桂林电子科技大学信息与通信学院硕士研究生.主要研究方向为无线通信、通信信号处理.
E-mail: zhoul211@163.com



周 颀(通讯作者) 男,1983年出生,湖北松滋人.2007年获华中科技大学信息与通信工程专业博士学位.现为桂林电子科技大学副教授,高级工程师,硕士生导师.主要研究方向为无人机群智协同通信与感知网络、低轨卫星通信网络、认知无线电、位置感知与建图、物联网与大数据技术应用等.
E-mail: zhouzou@guet.edu.cn



顾 宇 男,1994年出生,江苏泰州人.现为桂林电子科技大学信息与通信学院博士研究生.主要研究方向为无线通信、通信信号处理.
E-mail: 2633675468@qq.com



狄城弘 男,1994年出生,辽宁抚顺人.现为桂林电子科技大学信息与通信学院硕士研究生.主要研究方向为无线通信、通信信号处理.
E-mail: 371343469@qq.com