

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.240613003

改进复杂网络社区检测的多功能雷达信号分选*

李世通, 胡进, 严波

(中国船舶集团有限公司第七二四研究所, 南京 211153)

摘要:针对复杂电磁环境下常规信号分析方法难以解决的多功能雷达信号分选“增批”和“漏批”问题,提出了一种改进的复杂网络社区检测信号分选方法。该方法首先通过有限穿透可视图将信号映射为复杂网络,引入基于密度的空间聚类去除杂散脉冲;然后根据节点的介数中心性改进标签传播算法,提高了社区划分的稳定性;最后利用密度峰值聚类合并子社区,完成分选过程。仿真结果表明,所提方法对多功能雷达信号分选正确率为 98.13%;且增加杂散脉冲占比至 35% 时,分选批数未发生变化,能够有效处理“增批”和“漏批”问题。

关键词:多功能雷达;信号分选;增批;漏批;有限穿透可视图;复杂网络社区检测

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号:TN971.1 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2025)11-1851-08

Multi-functional Radar Signal Sorting Based on Improved Complex Network Community Detection

LI Shitong, HU Jin, YAN Bo

(The 724th Research Institute of China State Shipbuilding Corporation Limited, Nanjing 211153, China)

Abstract: For the problem that conventional signal analysis methods are prone to cause the “increasing batch” and “missing batch” in multi-functional radar signal sorting in complex electromagnetic environments, a multi-functional radar signal sorting method based on improved complex network community detection is proposed. This method first transforms the signal sequence into the complex network using limited penetration visibility graph. Then, it introduces spatial clustering with density to eliminate spurious pulses. Subsequently, the label propagation algorithm is improved according to the between centrality of nodes, enhancing the stability of community division. Finally, the sub-communities are merged to complete the signal sorting task by density peak clustering. Simulation results show that the proposed method achieves a sorting accuracy of 98.13% for multi-functional radar signals. Moreover, even when the proportion of spurious pulses increases to 35%, the number of sorted batches remains unchanged, effectively alleviating the “increasing batch” and “missing batch” problems.

Key words: multi-functional radar; signal sorting; increasing batch; missing batch; limited penetrable visible graph; complex network community detection

0 引言

雷达信号分选是指从交错的雷达脉冲序列中分选出来自同一辐射源信号的过程。随着多功能雷达

的广泛应用,分选任务面临着新的挑战。一方面,由于多功能雷达在不同工作模式下动态调整信号参数,不同工作模式的雷达信号很容易被误判为来自

* 收稿日期:2024-06-13;修回日期:2024-07-27
通信作者:李世通 Email:datong2215@163.com

不同雷达辐射源,造成“增批”,或将来自不同雷达辐射源信号误判为来自同一雷达辐射源,造成“漏批”^[1]。另一方面,复杂电磁环境中的杂散脉冲加大了信号分选难度。

目前,雷达信号分选方法基本分为三大类:第一类是基于脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)的分选算法,如PRI直方图法^[2]、PRI变换法^[3]和平面变换法^[4]等;第二类是基于脉内调制特征的分选算法,如时频分析法^[5]、模糊函数法^[6]和无意调制特征^[7]等;第三类是基于机器学习的分选算法,如支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[8]、神经网络^[9]、静态聚类^[10]和数据流聚类等^[11]。

基于脉冲重复间隔的分选算法适用于PRI较为固定且脉冲密度较小的场景,然而,由于不同工作模式下多功能雷达信号的PRI调制不同,这类算法很难完成多功能雷达信号分选任务。基于脉内调制特征的分选算法能够在高信噪比的情况下对相似雷达信号分选,但是,这类方法抗噪性较差,难以完成复杂电磁环境下的分选任务。基于机器学习分选方法可以从样本数据中获得规律并利用规律对未知数据进行预测,然而,如深度学习的方法对大量训练样本和训练时间的需求难以适应实时战况,常规聚类方法易把多功能雷达不同工作模式下的信号误判为来自多个辐射源,导致分选正确率低。

为解决多功能雷达信号分选的“增批”和“漏批”问题,一些学者尝试将复杂网络社区检测方法引入信号分选领域,取得了一定的效果^[12-13]。然而,这些方法在存在杂散脉冲干扰的非理想电磁环境下分选效果不佳。

鉴于上述问题,本文提出一种改进的复杂网络社区检测信号分选方法,利用基于密度的空间聚类去除复杂网络中的干扰点,并将介数中心性作为节点的重要度改进复杂网络社区检测算法,提高了算法的准确性。实验证明该方法在存在杂散脉冲条件下对多功能雷达信号分选准确高于现有的复杂网络社区检测算法和k-means算法,能够有效处理“增批”和“漏批”问题。

1 复杂网络社区检测与信号分选

复杂网络是一种由众多节点和连边组成的抽象

模型,可应用于各科学领域中复杂系统的建模与分析。对复杂网络进行社区检测有助于揭示其组织原则和拓扑结构等。鉴于雷达脉冲序列是一个时间上的复杂系统,可将基于复杂网络的社区检测方法应用于雷达信号分选,处于同一社区的节点代表着相应的信号来自同一雷达辐射源。

1.1 复杂网络

复杂网络源于图论和拓扑学,将复杂系统中的个体抽象为节点,个体之间的相互联系抽象为边^[14]。网络可以被描述为一个图 $G=(V,E)$,其中, V 为节点集合, E 为边集合。

有限穿透可视图(Limited Penetrable Visibility Graph, LPVG)算法是一种时间序列构建复杂网络方法^[15]。对于任意两个节点 y_i 和 y_j ,如果两节点间存在 s 个节点 $\{y_k\}$ 满足式(1),那么 y_i 和 y_j 连边,即当 y_i 和 y_j 之间的视线被截断次数 s 不超过有限次 T 时, y_i 和 y_j 之间存在穿透可视线。

$$y_k > y_i + (y_j - y_i) \frac{k-i}{j-i} \quad (1)$$

式中: $i < k < j$ 且 $0 \leq s \leq T$ 。

1.2 基于复杂网络的社区检测

社区检测是指将复杂网络中关联密切的节点归属到同一个社区中,每个社区内部的节点联系密切,各个社区间的节点联系相对稀疏^[16]。

基于复杂网络的社区检测先利用有限穿透可视图构建时间序列对应的复杂网络,再通过标签传播算法(Label Propagation Algorithm, LPA)快速发现复杂网络中的社区结构^[17]。首先,采用LPVG构建时间序列对应的复杂网络 G 。其次,为 G 中每一个节点初始化标签并将所有节点随机排序,依次选取一个节点,根据相连节点的标签情况改变此节点的标签。最后,重复节点标签更新过程,直至节点标签不再改变。相同标签的节点属于同一个社区。

1.3 基于复杂网络社区检测的信号分选

针对多功能雷达信号分选“增批”和“漏批”问题,Chi等人^[12]将复杂网络的社区检测方法引入雷达信号分选。雷达脉冲序列由多维特征组成,该方法对每维数据分别用LPVG构建复杂网络再聚合为总的复杂网络。得到的复杂网络用LPA社区检测得到小型子社区结构,再将子社区合并,得到最终的

社区结构。

张洁雯等人^[13]将标签扩展算法(Speaker-listener Label Propagation Algorithm, SLPA)引入基于复杂网络社区检测的信号分选方法,通过给每个节点设置标签存储列表来解决 LPA 更新节点标签时无法保留历史标签问题,从而降低传播过程中错误标签的影响,提高了信号分选正确性。

2 改进复杂网络社区检测算法设计

雷达接收机截获的杂散脉冲是影响分选准确率的重要因素,其主要产生原因有外界干扰、脉冲分裂、电路毛刺和无关信号影响等,主要分布特征有泊松分布、均匀分布等^[18-19]。在社区检测初始时,基于复杂网络的社区检测方法为所有节点赋予标签,杂散脉冲同样会被赋予标签。随着节点标签的迭代更新,这些杂散脉冲可能会混入各个社区中,从而严重降低分选算法的准确性。因此,在社区检测时过滤掉这些杂散脉冲显得尤为重要。

鉴于复杂网络社区检测方法的性能易受到杂散

脉冲干扰,而基于密度的空间聚类算法(Density-based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)^[20]具有处理异常数据的能力,能够在存在干扰点的条件下发现任意形状的簇。本文将两者有效结合,不仅将脉冲序列映射至复杂网络,还将复杂网络中的干扰点去除,为后续社区检测的准确率提供了保障。

此外,由于复杂网络社区检测算法在更新节点标签时随机更新节点序列,导致社区划分结构不稳定,本文改进改变节点标签传播方式,将介数中心性(Between Centrality, BC)^[21]作为节点重要度,节点标签从重要度高的节点传递到重要度低的节点。通过更稳定的社区划分,提高了信号分选的准确率。

本文分选流程如图 1 所示。首先,采用有限穿透可视图将信号映射至复杂网络域;其次,使用基于密度空间聚类算法去除网络中的干扰点;然后,采用基于标签传播的社区检测算法将网络划分为多个小型社区;最后,使用密度峰值聚类算法将子社区合并得到分选结果。

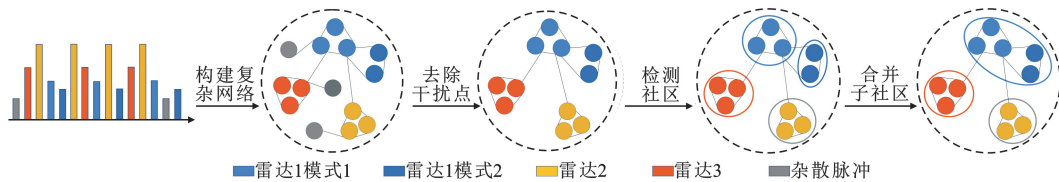


图 1 基于改进复杂网络社区检测的多功能雷达信号分选流程

2.1 基于有限穿透可视图构建复杂网络

假定雷达脉冲序列的样本集 $ts = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$, $s_i = [PW_i, RF_i, PRI_i, DOA_i]$ 为第 i 个脉冲样本的特征向量,其中, PW 为脉宽, RF 为载频, PRI 为脉冲重复间隔, DOA 为到达角。由于雷达信号不同维度的特征参数跨度大,为了方便处理,需要对 D 维数据分别进行归一化至 $[0, 1]$, 即

$$\begin{cases} PW'_i = (PW_i - PW_{\min}) / (PW_{\max} - PW_{\min}) \\ RF'_i = (RF_i - RF_{\min}) / (RF_{\max} - RF_{\min}) \\ PRI'_i = (PRI_i - PRI_{\min}) / (PRI_{\max} - PRI_{\min}) \\ DOA'_i = (DOA_i - DOA_{\min}) / (DOA_{\max} - DOA_{\min}) \end{cases} \quad (2)$$

$ts' = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, $x_i = [PW'_i, RF'_i, PRI'_i, DOA'_i]$ 是归一化处理后的脉冲序列与特征向量。

雷达信号 D 维特征参数分别用 LPVG 得到 D 个不同的复杂网络,用邻接矩阵 $A_d (d \in \{1, 2, \dots, D\})$ 表示:

$$A_d = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$a_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{若 } y_i \text{ 与 } y_j \text{ 连边} \\ 0, & \text{若 } y_i \text{ 与 } y_j \text{ 无连边} \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_{ij} 表示 (i, y_i) 和 (j, y_j) 间的连边情况。

脉冲序列对应的邻接矩阵 $A = \bigcup_{d=1}^D A_d$ 。

2.2 基于密度的空间聚类去除杂散脉冲

本文采用 DBSCAN 算法^[20]去除复杂网络中的杂散脉冲,算法流程如图 2 所示。

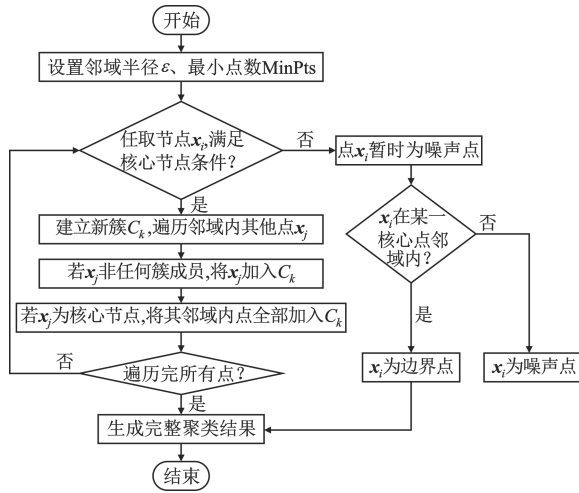


图2 基于密度的空间聚类去除杂散脉冲流程

首先,将复杂网络的邻接矩阵 A 中所有节点标记为未处理,未访问节点集为 X^m 。从 X^m 随机选择一个节点 x_i ,计算节点 x_i 半径 ε 区域内的所有邻居点数 $N_\varepsilon(x_i)$ 。如果节点 x_i 满足式(5),那么先暂时将其标记为噪声点。

$$|N_\varepsilon(x_i)| \geq \text{MinPts} \quad (5)$$

式中: MinPts 为核心节点的最低点数,那么该节点被标记为核心节点,为 x_i 创建一个新簇 C_k 。

其次,对于节点 x_i 半径 ε 邻域内的每一个邻居节点 x_j ,如果 $x_j \in X^m$,将其加入 C_k ,并标记为已处理。如果这个邻居节点 x_j 也是一个核心节点,需要继续查找其邻居节点。然后,重复上述过程直到 C_k 中所有核心节点的邻居节点都被访问过。

最后,遍历 X^m 中所有节点,得到所有聚类结果 $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$,没有被分入任何簇的节点为噪声点,将其去除后更新邻接矩阵为 A' 。

2.3 基于标签传播算法检测社区

传统 LPA 在迭代过程中,节点序列随机更新,会导致社区划分结果不稳定,从而影响信号分选的准确性。针对 LPA 的缺陷,本文将节点的介数中心性作为重要度引入到标签传播过程中,节点标签不再随机传播,而是从重要度高的节点传播到重要度低的节点。

介数中心性是考虑复杂网络全局拓扑结构,利用经过节点的最短路径数量来衡量节点重要度的方法。在一个 n 节点的复杂网络中, x_i 的介数中心性 BC_i 为

$$BC_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{n_{st}^i}{g_{st}} \quad (6)$$

式中: g_{st} 是 x_s 到 x_t 的最短路径的数量; n_{st}^i 是 x_s 到 x_t

经过 x_i 的最短路径的数量。

首先,改进后的社区检测算法给每个节点初始化唯一的标签,并计算每个节点的介数中心性按降序排列,得到有序节点集。

其次,依顺序将每个节点的标签分配给予其相似度最高的邻居节点。 x_i 和 x_j 的相似度 S_{ij} 为

$$S_{ij} = \frac{1}{1+d_{ij}} \quad (7)$$

式中: d_{ij} 为节点间的欧氏距离。

最后,重复更新节点标签的过程,直到最大迭代次数 P 。具有相同标签的节点归为一个社区 C^{sub} 。

2.4 基于密度峰值聚类合并子社区

雷达信号构成的复杂网络经 LPA 算法被分割为众多小规模子社区^[12]。为了得到同一雷达辐射源的脉冲序列,需要将子社区合并,聚类为更大的社区。

密度峰值聚类(Density Peak Clustering, DPC)算法^[22]是一种简单有效的无监督聚类算法,能自动发现数据中的聚类中心。首先计算各子社区 C_i^{sub} 的局域密度 ρ_i 和相对距离 δ_i :

$$\left\{ \begin{aligned} \rho_i &= \sum_{i \neq j} \exp \left[- \left(\frac{d(C_i^{\text{sub}}, C_j^{\text{sub}})}{d_c} \right)^2 \right] \\ \delta_i &= \begin{cases} \min_{j: \rho_j > \rho_i} (d(C_i^{\text{sub}}, C_j^{\text{sub}})), & \text{if } \exists j \text{ s. t. } \rho_j > \rho_i \\ \max_{i \neq j} (d(C_i^{\text{sub}}, C_j^{\text{sub}})), & \text{others} \end{cases} \\ d(C_i^{\text{sub}}, C_j^{\text{sub}}) &= \frac{1}{|C_i^{\text{sub}}|} \frac{1}{|C_j^{\text{sub}}|} \sum_{x \in C_i^{\text{sub}}} \sum_{y \in C_j^{\text{sub}}} d(x, y) \end{aligned} \right. \quad (8)$$

式中: $d(C_i^{\text{sub}}, C_j^{\text{sub}})$ 表示子社区 C_i^{sub} 与子社区 C_j^{sub} 的节点对之间欧氏距离的累计和; d_c 为邻域截断距离; ρ_i 描述了社区 C_i^{sub} 的密集程度; δ_i 是指比社区 C_i^{sub} 密度更大的社区中最近社区间的距离,规定子社区内节点之间距离为 0。

如公式(9),各子社区的密度峰值 $\gamma_{C_i^{\text{sub}}}$ 通过 $\rho_{C_i^{\text{sub}}}$ 和 $\delta_{C_i^{\text{sub}}}$ 得到。密度峰值 $\gamma_{C_i^{\text{sub}}}$ 较大的子社区被选作聚类中心,将所有非聚类中心社区归入聚类中心所在的簇,完成子社区的聚类。

$$\gamma_{C_i^{\text{sub}}} = \rho_{C_i^{\text{sub}}} \cdot \delta_{C_i^{\text{sub}}} \quad (9)$$

2.5 分选算法流程

本文分选算法伪代码如下:

输入:雷达脉冲序列 t_s ,包含 n 个样本,样本具有 D 维特征。
输出:每个脉冲样本的标签。

步骤 1:归一化脉冲流数据。

1 根据公式(1)将数据样本 s_i 归一化为 x_i ;

步骤 2:有限穿透可视图构建复杂网络。

1 for $d = 1$ to D do // $D=4$

2 if 两节点 x_i 和 x_j 满足公式(2) do

3 两节点连边 $a_{ij}=1$;

4 根据公式(2)构建 A_d ;

5 脉冲序列邻接矩阵 $A=A_1 \cup A_2 \cdots \cup A_D$;

步骤 3:基于密度的空间聚类去除杂散脉冲。

1 for x_i in X^m do // X^m 为未访问节点集

2 if x_i 满足公式(5) do

3 x_i 为核心节点,为其创建新簇 C_k ;

4 while x_j in x_i 的邻域 ε 内 do

5 if x_j not in $\forall \{C_i\}, (i=1,2,\dots,k-1)$ do

6 将 x_j 加入 C_k ;

7 if x_j 满足公式(5) do

8 x_j 为核心节点,将其邻域内全部节点加入 C_k ;

9 else x_i 暂为干扰点;

10 未归入 C 的节点为干扰点,去除后更新邻接矩阵为 A' ;

步骤 4:基于标签传播算法检测社区。

1 为 A' 中所有节点初始化唯一标签;

2 根据公式(6)计算所有节点的介数中心性 $\{BC_i\}$ 并降序排列;

3 for $p=1$ to P do // $P=20$

4 按顺序根据公式(7)计算 x_i 与 x_j 相似度 S_{ij} ;

5 将 x_i 标签传递给相似度最高的节点;

6 具有相同标签的节点归为一个社区 C^{sub} ;

步骤 5:基于密度峰值聚类合并子社区。

1 for $i=1$ to m do

2 根据公式(8)计算 C_i^{sub} 的局部密度 ρ_i 和与最近上级社区 C_k^{sub} 相对距离 δ_i ;

3 根据公式(9)计算 C_i^{sub} 的密度峰值 γ_i 选取聚类中心;

4 将所有非聚类中心 C_i^{sub} 归入 C_k^{sub} 所在的簇。

3 仿真实验与性能分析

为验证所提算法改进效果和可靠性,本文进行多功能雷达信号分选测试和存在杂散脉冲条件下分选测试。以分选正确率 r 为评价指标,范围为[0,1]。

$$r = \frac{\sum_{i=0}^n G_{ii}}{\sum_{i=0}^n G_i} \quad (10)$$

式中: G_i 为第 i 部雷达发射脉冲数; G_{ii} 为第 i 部雷达中分选正确的脉冲数。

3.1 多功能雷达信号分选测试

3.1.1 多功能雷达信号参数设置

为测试所提算法对多部多功能雷达的参数混叠

信号分选性能和改进效果,本文参考了文献[12-13]中多功能雷达信号的参数设置,使用 MATLAB 仿真 8 部雷达辐射源。如表 1 所示,辐射源 1、辐射源 3、辐射源 5 和辐射源 7 只工作于一种模式,其他 4 部多功能雷达辐射源分别工作于 3 种模式。每个雷达辐射源具有脉宽(Pulse Width, PW)、载频(Radio Frequency, RF)、脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)和到达角(Direction of Arrival, DOA)四维特征,PW、RF 和 PRI 相互混叠,且有不同的调制样式,如参差、捷变、滑变和抖动等。图 3 显示了脉冲序列在三维参数空间中的分布情况。

表 1 雷达辐射源参数设置

雷达	PW/ μ s	RF/MHz	PRI/ μ s	DOA/($^\circ$)	脉冲数
1	250~290	8 300~8 600	450~950	35~38	500
	参差	捷变	滑变		
2	90~110	8 300~8 500	450~550	36~39	200
	捷变	参差	抖动		
	120	8 500~8 700	500~600		
3	130~150	8 800~9 100	600~700	36~39	200
	参差	捷变	参差		
	80~120	9 000~9 200	700~800		
4	140~160	9 200~9 400	700~800	37~40	500
	捷变	参差	抖动		
	160~180	9 400~9 600	800~900		
5	180~200	9 600~9 800	900~1000	38~41	200
	参差	参差	捷变		
	180~200	9 600~9 800	900~1000		
6	210~250	9 500~9 800	550~800	38~41	300
	捷变	滑变	参差		
	180~200	8 300~8 500	400~500		
7	205~230	8 500~8 600	550~650	39~42	400
	参差	捷变	参差		
	230~250	8 600~8 700	600~700		
8	170~210	8 700~8 900	800~1 100	40~43	200
	参差	参差	滑变		
	210~225	9 000~9 200	650~750		
8	230~250	9 200	750~850	41~42	550
	抖动	固定	捷变		
	210~225	9 000~9 200	650~750		
8	255~270	9 200~9 400	850~950	44~47	200
	滑变	参差	抖动		
	230~250	9 200	750~850		

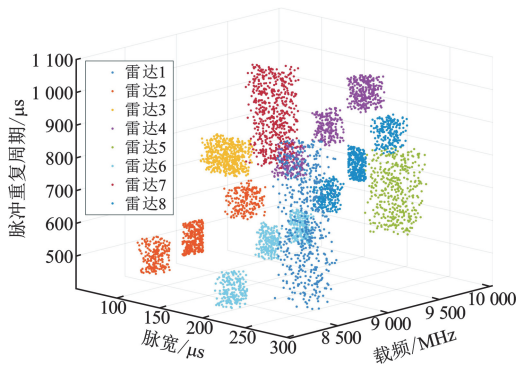


图3 三维参数空间样本脉冲分布

3.1.2 多功能雷达信号分选结果与分析

为测试所提算法的有效性和改进效果,使用本文算法、基于标签传播算法的社区检测 (Label Propagation Algorithm Community Detection, LPACD)^[12]、基于标签拓展算法的社区检测 (Speaker-listener Label Propagation Algorithm Community Detection, SLPACD)^[13] 和 k-means 算法^[23]对表1中的雷达脉冲信号进行分选。测试100次,统计各算法分选正确率取平均值,结果如表2所示。

表2 不同算法对多功能雷达信号分选结果

算法	分选正确率/%								总正确率/%
	雷达1	雷达2	雷达3	雷达4	雷达5	雷达6	雷达7	雷达8	
本文算法	100.00	97.43	96.00	98.57	97.00	98.17	98.18	99.71	98.13
LPACD ^[12]	95.00	95.71	94.00	96.00	92.50	96.67	96.36	98.29	95.57
SLPACD ^[13]	97.60	97.14	95.00	98.29	95.00	97.50	97.82	99.43	97.22
k-means ^[23]	0.00	44.57	99.60	99.29	0.00	69.17	99.27	76.43	61.04

分析测试结果可知,本文方法对8部辐射源雷达信号方分选正确率均在96%以上,总分选正确率达到98.13%。实验结果证明了本文方法能有效缓解因信号参数混叠造成的“增批”和“漏批”问题,适用于多功能雷达信号分选。

相较于LPACD^[12]、SLPACD^[13]这两种社区检测方法,本文算法分选正确率分别高2.56%、0.91%。传统的标签传播算法在初始化时随机排序节点,并按此顺序进行标签传播。然而,这种随机性会导致社区划分结果的不稳定,进而影响信号分选准确性。本文算法改进标签传播方式,将节点的介数中心性作为节点重要度的衡量指标,并按照从大到小的顺序进行标签传播。因此,算法能够优先处理对网络结构影响更大的节点,更准确地确定它们所属的社区,进而使社区划分结果更稳定,提高了信号分选的正确率。

k-means 算法^[23]总正确率只有61.04%。为方便分析 k-means 算法分选正确率低的原因,将本文方法与 k-means 算法方法进行对比分析。为避免因数据点重叠造成视觉误差,选择脉宽为横轴、载频为纵轴绘制两种方法的分选结果,如图4和图5所示。

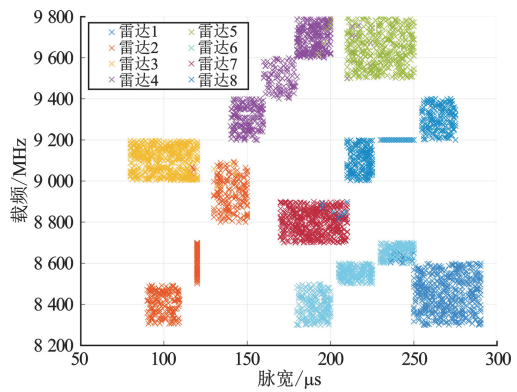


图4 本文方法分选结果

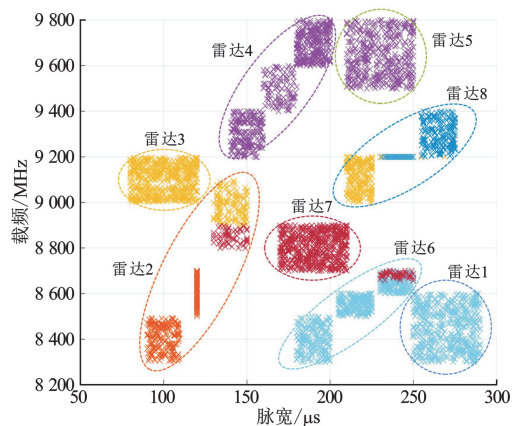


图5 k-means 聚类分选结果

在图 4 和图 5 中,不同颜色表示分选算法形成的簇,椭圆虚线表示真实雷达辐射源信号的归属情况。在图 5 中,由于雷达脉冲参数重叠度高,雷达 4 和雷达 5,以及雷达 1 和雷达 6 被 k-means 算法误判为来自同一个雷达辐射源,造成“漏批”,使分选正确率下降。此外,具有 3 种工作模式的雷达 2、雷达 6 和雷达 8 被误判为来自两个雷达辐射源,造成“增批”,也降低了分选正确率。由于“增批”和“漏批”问题的出现,使 k-means 算法相较于本文算法正确率低了 37.09%。

通过对多功能雷达信号分选测试的结果分析,本文算法有效解决了多功能雷达信号“增批”和“漏批问题”,总分选正确率达 98.13%。相较于 LPACD^[12]、SLPACD^[13] 算法,本文将介数中心性作为节点重要性,改进复杂网络社区检测算法的标签传播方式,获得更高的分选正确率。而 k-means 算法^[23] 出现严重的“增批”和“漏批”现象,难以分选参数重叠的多功能雷达信号。

3.2 存在杂散脉冲条件下测试

3.2.1 杂散脉冲参数设置

为测试存在杂散脉冲条件下本文算法的分选性能与改进效果,在表 1 雷达脉冲序列的基础上插入杂散脉冲。首先,将表 1 中每部雷达脉冲按时间顺序合并,得到原始脉冲序列,脉冲数为 N 。接着,设置杂散脉冲占比 e 分别为 0%, 5%, ..., 50%, 杂散脉冲数 $M = N \cdot e$ 。为使杂散脉冲遍布整个雷达脉冲序列,随机产生泊松分布的杂散脉冲 PW、RF、PRI 范围与原始脉冲序列相同,如表 3 所示。最后,在 $(0, N)$ 中随机抽取 M 个脉冲插入杂散脉冲,得到存在杂散脉冲条件下的实验数据。

表 3 杂散脉冲参数设置

类别	PW/ μ s	RF/MHz	PRI/ μ s	DOA/ $^{\circ}$	脉冲数
杂散脉冲	80~290	8 300~9 800	400~1 000	35~47	M

3.2.2 存在杂散脉冲条件下分选结果与分析

为测试在杂散脉冲条件下 3 种社区检测算法(本文算法、SLPACD^[13] 和 LPACD^[12]) 性能,增加占比 0~50% 递增的杂散脉冲。杂散脉冲参数如表 3 所示。图 6 和图 7 展示了 3 种社区检测算法的分选批数、分选正确率随杂散脉冲变化的结果。随着杂

散脉冲增多,3 种算法均出现“增批”,算法正确率随之减小。LPACD 算法^[12] 在杂散脉冲占比从 25% 增加至 30% 时,以及 SLPACD 算法^[13] 在杂散脉冲占比从 40% 增加至 45% 时,出现“漏批”,分选正确率下降。由于 LPACD 和 SLPACD 算法在社区检测时,干扰点和信号节点被同等地赋予标签,大量杂散脉冲最终混入各社区,影响了分选的准确性。相较于另两种社区检测算法,本文算法在杂散脉冲比例达到 35% 时,仍没有“增批”和“漏批”问题出现,分选正确率为 88.75%。在杂散脉冲占比 50% 时,由于“增批”问题,分选正确率下降至 80.6%。

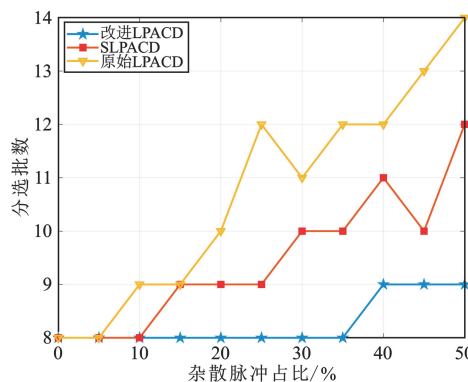


图 6 杂散脉冲占比与分选批数的关系曲线

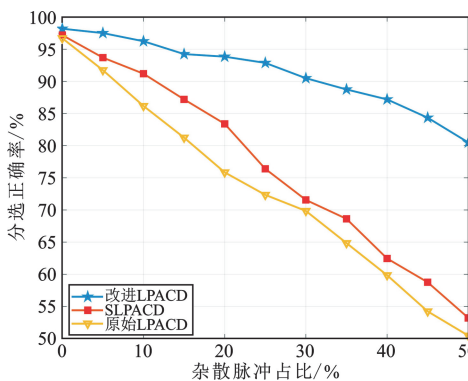


图 7 杂散脉冲占比与分选正确率的关系曲线

通过对存在杂散脉冲条件下测试的结果分析,本文引入基于密度的聚类算法,在对复杂网络进行社区检测前将复杂网络中的干扰点去除,有效保障了后续社区划分的准确性。实验结果表明,所提方法对杂散脉冲有较强的抗干扰能力,适用于存在杂散脉冲条件下的多功能雷达信号分选。

4 结束语

本文针对参数重叠的多功能雷达信号分选“增批”和“漏批”问题,提出了一种基于改进复杂网络

社区检测的多功能雷达信号分选方法。在存在杂散脉冲条件下进行多功能雷达信号分选^[24]测试,并与现有的分选方法对比分析。结果表明,本文方法对多功能雷达信号分选正确率为 98.13%,能有效解决多功能雷达信号分选“增批”和“漏批”问题,分选正确率略优于 LPACD、SLPACD 两种社区检测算法,明显高于 k-means 算法;且本文算法在杂散脉冲占比 35% 条件下分选结果未出现“增批”,分选正确率为 88.75%,高于 LPACD、SLPACD 算法,适用于存在杂散脉冲的复杂电磁环境下信号分选。

由于本文算法需要输入完整的复杂网络,对于该算法如何应用于在线分选还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 王沙飞,朱梦韬,李云杰,等.对先进多功能雷达系统行为的识别、推理与预测:综述与展望[J].信号处理,2024,40(1):17-55.
- [2] 关一夫,张国毅,刘志鹏.一种基于脉冲样本序列的 PRI 周期信号分选算法[J].电讯技术,2014,54(7):915-920.
- [3] 成文海,卢伟,刘毅,等.一种高效的雷达信号综合分选算法[J].电波科学学报,2023,38(2):298-305.
- [4] 石荣,吴聪.基于 PRI 信息的雷达脉冲信号分选技术研究综述[J].电讯技术,2020,60(1):112-120.
- [5] 李天琪,张玉,张进,等.基于时频与快速熵的 IFF 辐射源个体识别方法[J].探测与控制学报,2020,42(1):87-93.
- [6] 普运伟,陈新杰,余永鹏,等.基于模糊函数多维结构度量特征的雷达辐射源信号流在线分选[J].仪器仪表学报,2023(8):277-288.
- [7] 秦鑫,黄洁,王建涛,等.基于无意调相特性的雷达辐射源个体识别[J].通信学报,2020,41(5):104-111.
- [8] JIN T, ZHANG X D. Radar emitter signal recognition method based on improved collaborative semi-supervised learning [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2023, 34(5):1182-1190.
- [9] 董章华,赵士杰,赖莉.一种基于 Swin Transformer 神经网络的低截获概率雷达信号调制类型的识别方法[J].四川大学学报(自然科学版),2023,60(2):42-48.
- [10] 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.
- [11] 王易丽,杨宇明.一种基于改进谱聚类的雷达信号分选算法[J].电讯技术,2023,63(9):1348-1354.
- [12] CHI K, SHEN J H, LI Y, et al. Multi-function radar signal sorting based on complex network [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28:91-95.
- [13] 张洁雯,孙闽红,王杰.基于复杂网络和 CSLPA 的多功能雷达信号分选[J].探测与控制学报,2023,45(4):87-94.
- [14] 曹金鑫,许伟忠,金弟,等.复杂网络社团发现综述[J].计算机科学,2023,50(增刊2):402-412.
- [15] 周婷婷,金宁德,高忠科,等.基于有限穿越可视图的时间序列网络模型[J].物理学报,2012,61(3):86-96.
- [16] 王明月,邹晓红,陈晶,等.基于标签传播与多指标的重叠社区检测算法[J].计算机应用,2023,43(增刊2):105-110.
- [17] 许星舟.基于节点中心性和标签传播算法的社区检测[J].计算机应用与软件,2024,41(3):290-296.
- [18] WANG H Y, ZHU M T, FAN R Z, et al. Parametric model-based deinterleaving of radar signals with non-ideal observations via maximum likelihood solution [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2022, 16(8):1253-1268.
- [19] 陈柯宇,杨健,张伟,等.基于极大似然估计的非理想场景雷达信号分选算法[J].系统工程与电子技术,2024,46(7):2276-2284.
- [20] 黄一峰,朱明,王繁,等.基于层次密度聚类和谐间隙的雷达信号分选[J].安徽大学学报(自然科学版),2023,47(1):54-61.
- [21] 刘波,曾钰洁,杨荣涓,等.高阶网络统计指标综述[J].物理学报,2024,73(12):390-407.
- [22] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks [J]. Science, 2014, 344(6191):1492-1496.
- [23] 杨亮亮.针对细微特征进行 K-means 聚类的电台分选识别技术[J].电讯技术,2022,62(8):1149-1154.
- [24] 王杰,孙闽红,张洁雯.基于 ILPVG 网络的多功能雷达信号分选[J].现代雷达,2024,46(11):38-44.

作者简介:

李世通 男,1998 年生于河南南阳,2021 年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为雷达信号分选。

胡进 男,1982 年生于湖北天门,2010 年获博士学位,现为研究员,主要研究方向为雷达与电子侦察技术。

严波 男,1986 年生于江苏泰州,2012 年获硕士学位,现为高级工程师,主要研究方向为数据处理。