

复杂环境下基于联合特征聚类的多跳频网台分选

朱政宇^{1,2}, 王家政¹, 梁静¹, 王忠勇¹, 巩克现¹

(1. 郑州大学电气与信息工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 东南大学移动通信国家重点实验室, 江苏 南京 210018)

摘要: 为了从混叠信号中去除干扰并分选出各个跳频网台信号, 提出一种基于联合特征聚类的多跳频网台分选算法。首先, 对混叠信号进行短时傅里叶变换得到时频矩阵, 并根据时频矩阵能量分布直方图进行自适应阈值去噪; 其次, 通过形态学滤波处理, 去除扫频干扰; 再次, 进行连通域标记, 计算各段信号的持续时长和平均能量, 以此去除定频干扰和短突发干扰并组成各跳频段的联合特征向量; 最后, 利用 MeanShift 算法对各段信号的联合特征向量进行聚类分析, 完成各个跳频信号的分选。仿真结果表明, 相比传统跳频网台分选算法, 所提算法对混叠信号具有更高的分选率、更强的抗干扰能力和更广泛的适用性。

关键词: 跳频信号; 网台分选; MeanShift; 时频分析; 连通域标记

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2023164

Multi frequency hopping network station sorting based on joint feature clustering in complex environment

ZHU Zhengyu^{1,2}, WANG Jiazheng¹, LIANG Jing¹, WANG Zhongyong¹, GONG Kexian¹

1. School of Electrical and Information Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

2. National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University, Nanjing 210018, China

Abstract: In order to remove interference from hybrid signals and sort each frequency hopping station signal, a multi frequency hopping network station sorting algorithm based on joint feature clustering was proposed. Firstly, short-time Fourier transform was applied to the sorted hybrid signals to obtain the time-frequency matrix, and adaptive threshold denoising was carried out according to the energy distribution histogram of time-frequency matrix. Secondly, the sweep interference was removed by morphological filtering. Thirdly, the connected domain was labeled, the duration and average energy of each signal were calculated to remove the fixed frequency interference, and the joint feature vector for each frequency hop was formed. Finally, the MeanShift algorithm was used to cluster and analyze the joint feature vectors of each segment of the signal, completing the sorting of each frequency hopping signal. The simulation results show that the proposed algorithm has higher sorting rate, stronger anti-interference ability and wider applicability to hybrid signals compared with the traditional algorithm.

Keywords: frequency hopping signal, network station sorting, MeanShift, time-frequency analysis, connected domain labeling

收稿日期: 2023-06-12; 修回日期: 2023-08-18

通信作者: 梁静, liangjing@zzu.edu.cn

基金项目: 国家重点研发计划基金资助项目 (No.2022YFD2001200); 国家自然科学基金资助项目 (No.61922072); 河南省自然科学基金资助项目 (No.232300421097); 河南省高校科技创新人才支持计划基金资助项目 (No.23HASTIT019); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2023T160596); 东南大学移动通信国家重点实验室开放课题基金资助项目 (No.2023D11)

Foundation Items: The National Key Research and Development Program of China (No.2022YFD2001200), The National Natural Science Foundation of China (No.61922072), The Natural Science Foundation of Henan Province (No.232300421097), The Program for Science & Technology Innovation Talents in Universities of Henan Province (No.23HASTIT019), China Postdoctoral Science Foundation (No.2023T160596), The Open Research Fund of National Mobile Communications Research Laboratory, Southeast University (No.2023D11)

0 引言

跳频 (FH, frequency hopping) 通信是一种发射信号的载波频率按照规定的频率集不断进行跳变的扩频通信方式, 其抗干扰能力和可靠性较强, 在电子对抗和情报传递等场景下得到广泛应用。对于非合作方, 在复杂环境下进行跳频网台的分选研究, 具有非常高的理论研究价值和战略实践意义^[1]。

现代通信环境日渐复杂, 随着跳频通信在短波信道的应用, 信道环境中除了背景噪声, 还充斥着各种突发干扰、扫频干扰和定频干扰, 对跳频网台的分选提出了挑战。国内外许多学者也对其进行了大量的研究, 目前, 常用的分选方法主要有基于盲源分离的分选方法^[2-8]和基于时频空域信息提取的分选方法^[9-15]。文献[3]根据跳频信号的特征, 将基于负熵最大化的快速独立成分分析 (ICA, independent component analysis) 算法融入网台信号分选中, 可以消除乘性噪声的干扰, 完成信号的分选。文献[4]提出利用特征矩阵联合近似最优化方法对多个跳频网台信号进行盲源分离, 但该方法的计算复杂度过高。文献[5]基于 ICA 思想, 组建了参数估计模型, 然后以负熵最大化为目标函数, 对混叠信号的混合矩阵进行估计, 完成混叠信号的分离。但该方法要求接收源个数不少于发射源个数, 分选出的各个跳频信号不能保证准确还原原始次序和幅度, 且发射源在观测期间不可有较大位移。在文献[5]的基础上, 文献[6]改进了非线性函数和迭代算法, 提高了算法的鲁棒性, 降低了算法的物理实现难度。文献[7]充分利用跳频信号的非平稳特征, 通过变分模态分解算法得到希尔伯特谱并进行时频分析, 利用不同跳频信号间时频特征的差异, 通过近似对角化算法实现了跳频信号的盲源分离, 相比于 ICA 算法^[5], 具有更好的分离效果。文献[8]充分利用跳频信号的稀疏性, 提出一种基于稀疏成分分析的欠定跳频网台分选方法, 采用 S 变换构造时频比矩阵, 利用方差法实现混合矩阵估计, 通过改进的子空间投影法得到源信号的时频域分离, 最后采用 S 逆变换得到时域分离信号, 实现欠定条件下的跳频网台分选。

上述基于盲源分离的跳频信号分选算法仅适用于信噪比 (SNR, signal noise ratio) 较高的情况, 低 SNR 条件下, 对于充斥着各种定频、扫频和突发干扰的复杂环境难以取得良好的分选效果。为了分离跳周期不同的信号, 文献[9]利用小波变换提取混叠

信号时频脊线突变点估计跳周期进行分选, 对于周期相同、幅度不同的跳频信号, 采用时频能量对比的方式进行分选, 但在复杂环境下分选性能不佳, 且时频能量对比方式仅能分选出能量大和小两类, 无法根据能量大小自动聚类, 具有一定局限性。文献[10]提出了一种基于时频分析的网台分选方法, 利用组合窗短时傅里叶变换 (STFT, short-term Fourier transform) 对信号进行时频分析, 使跳频信号的载频估计均方误差得到显著降低, 然后将前一时刻和本时刻的跳频频率集相比, 依据各跳段 (Hop) 跳变时间连续性对网台进行分选。文献[11]通过稀疏重构方法得到跳频信号时频能量谱, 基于分形理论提取不同尺度下的时频能量谱瑞利熵、多重分形维数和差分盒维数 3 种特征, 并通过支持向量机分类器进行识别。但在信号带宽较大时, 该算法的计算复杂度过高。文献[12]针对传统聚类初始聚类中心敏感的问题, 提出了一种基于模糊 K 调和均值聚类的跳频网台分选方法, 解决了样本点的隶属问题。文献[13]利用谱变换、谱熵计算和脉冲重复间隔变换, 实现了混合跳频信号各分量的排序和参数估计。但在低 SNR 条件下, 该方法的性能严重恶化。文献[14]在时频域中提取每段跳频信号的频率停留时间和信号到达方向, 对以上特征进行初次分选, 之后采用基于重心的到达时间算法进行二次分选, 对存在同步和异步组网跳频信号的混叠信号有较高分选率, 但计算复杂度过高。文献[15]通过对混叠信号的方位、功率、周期等特征参数进行 DBSCAN (density-based spatial clustering of application with noise) 聚类完成分选, 但并未涉及对实际接收到混叠信号参数估计过程, 为了模拟真实环境, 对各维参数添加随机偏差, 且与实际参数估计过程产生的误差有所差异, 在低信噪比下, 聚类效果不佳。文献[16]对混叠信号时频图进行去噪并二值化后, 进行连通域标记, 计算各个连通域的持续时长, 通过 MeanShift 聚类算法对各种干扰和跳频信号进行识别, 再利用自适应阈值判决算法对聚类结果进行判决, 对于异步组网且周期不同的跳频信号有较好的检测效果。但经过时频图像二值化后源信号的能量信息被抹除, 对于跳频周期相近的信号无法做出有效判决。而在实际短波跳频通信环境中, 同步组网或周期相近的跳频信号同时传输并被接收的情况并不少见, 因此实现对上述信号的有效分选有着重要的研究意义。

针对上述问题, 本文在文献[16]的基础上, 提

出一种复杂环境下基于联合特征聚类的多跳频网台分选算法, 利用各个信号段的持续时长和能量特征进行去干扰和 MeanShift 聚类, 实现所提各个跳频信号的分选。仿真实验表明, 复杂环境下, 本文算法在低 SNR 下对于同步组网和异步组网的混叠信号均具有良好的分选效果和较强的抗干扰能力。

1 信号预处理

1.1 信号模型

发射端单跳频信号的数学模型被定义为^[17]

$$s(t) = \sqrt{2S} \sum_k \text{rect}_{T_h}(t - kT_h - \theta) e^{j2\pi f_k(t - kT_h - \theta)} \quad (1)$$

其中, $0 < t \leq T$, S 是信号功率, T_h 是跳频信号周期, rect_{T_h} 是宽度为 T_h 的矩形窗, k 是跳数, f_k 是跳频频率, θ 是定时偏差。

假设传输信道存在噪声、突发干扰、扫频干扰和定频干扰, 在一段观测时间内, 实际接收到的信号模型应为

$$r(t) = \sum_n s_n(t) + \sum_l c_l(t) + \sum_i d_i(t) + \sum_j e_j(t) + v(t) \quad (2)$$

其中, $n \geq 1$, $l \geq 1$, $i \geq 1$, $j \geq 1$, $r(t)$ 是接收的短波跳频信号, $s_n(t)$ 是跳频信号, $c_l(t)$ 是扫频干扰, $d_i(t)$ 是定频干扰, $e_j(t)$ 是突发干扰, $v(t)$ 是加性白高斯噪声。

1.2 时频分析

跳频信号是一种非平稳时变信号, 该信号的特征很难仅通过频谱完全展现, 需采用时频域联合分析。常用的时频域联合分析方法根据不同的时频联合函数可分为两类: 线性时频分析和非线性时频分析。其中, 线性时频分析方法包括 STFT^[9]、Gabor 变换^[18]等; 非线性时频分析方法包括 Wigner-Ville 分布 (WVD, Wigner-Ville distribution) 及其衍生类^[18]、谱图法等^[18]。

STFT 的基本思想是对整段非平稳信号按照时间进行分段处理, 每段信号是时变平稳的, 再对每段信号进行傅里叶变换, 之后在时频域里按照时间先后堆叠各段的频率特征即可得到整段信号时频矩阵。而在时间上划分的过程通常采用时域加窗的方式实现。STFT 由于其计算复杂度低, 且不会产生交叉项, 是应用较广泛的线性时频分析方法, 对于给定的短波跳频信号 $r(t)$, 其 STFT 为

$$\text{STFT}_r(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} r(\tau) h(\tau - t) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (3)$$

其中, $h(t)$ 是窗函数, τ 是时延。

WVD 是非线性时频分析的典型方法, 对于给定的短波跳频信号 $r(t)$, 其数学表达式为

$$\text{WVD}_r(t, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} r\left(t + \frac{\tau}{2}\right) r^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j2\pi f\tau} d\tau \quad (4)$$

其中, $\text{WVD}_r(t, f)$ 是 $r(t)$ 在 t 时刻的 WVD。WVD 具有良好的时频聚焦性能, 但其计算复杂度较高, 且交叉项严重影响信号参数估计的准确性, 故本文采用 STFT 进行时频分析。

2 基于联合特征聚类的多跳频网台分选

2.1 基于能量分布直方图的自适应阈值去噪算法

首先对混叠信号进行 STFT 得到其时频矩阵, 然后对时频矩阵中各时频点能量大小划分区段进行分类, 并统计各区段内时频点个数, 从而绘制出时频矩阵能量分布直方图, 之后利用自适应阈值去噪算法, 完成信号的去噪, 具体的自适应阈值去噪算法流程如图 1 所示。为避免出现统计分布不均匀对阈值选定造成干扰的问题, 采取时频矩阵的对数结果进行统计绘制能量分布直方图。由于噪声广泛分布于各个时频点, 数量远大于跳频信号和干扰, 因此直方图中最高峰及周围均表示噪声点, 而次高峰则是由跳频信号和干扰聚集而形成的。为避免去噪阈值选取过大导致跳频信号和干扰在能量薄弱处出现断裂^[18], 故选取两波峰之间波谷较靠左的位置横坐标所对应的时频能量大小为自适应去噪阈值 T , 然后将时频矩阵中能量小于 T 的时频点赋 0, 进而完成去噪。利用自适应阈值去噪算法可以最大化去除背景噪声, 同时使去噪流程对信号的影响最小。

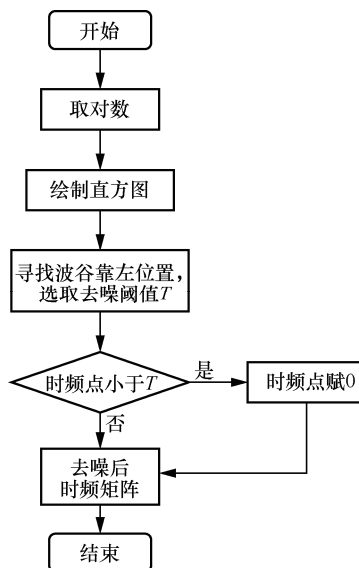


图 1 自适应阈值去噪算法流程

2.2 基于时频矩阵的形态学滤波算法

形态学滤波算法的基本思想是采用特定的结构元素对图像或矩阵进行度量并提取其中隐藏的信息, 腐蚀和膨胀是其常用的 2 种基本运算方式。时频矩阵去噪完成后, 跳频 Hop 和定频干扰的时频分布可能会出现断裂和凹凸不平的情况, 此时能够使用形态学滤波中的闭运算来填补断裂处的空隙, 使其边缘更加平滑, 从而保证信号的时间连续性和频带平稳性^[2]。扫频干扰的时频分布具有宽带宽, 但同一频率只有很短的时间分布特点, 可以采用较短的结构元素对整个矩阵进行腐蚀运算, 从而去除扫频干扰。

2.3 基于堆栈思想的连通域标记算法

去除扫频干扰和部分短突发干扰之后, 为了区分跳频 Hop 和定频干扰, 并消除定频干扰, 且不会出现额外的短突发干扰, 需要对时频矩阵进行连通域标记。本文采用基于堆栈思想的 8 连通域标记算法, 具体算法步骤如下^[18]。

Step1 建立和时频矩阵 TF 大小完全相同的连通域标记矩阵 L, 并把各元素初始化为 0, 设待检测的初始坐标为(1,1)。

Step2 检测坐标 TF(x,y), 若 TF(x,y)≠0, 且尚未被标记, 则对其进行标记并压入栈中; 若 TF(x,y)=0 或已被标记, 继续检测下一个坐标点。

Step3 对栈顶坐标点进行 8 连通检测, 如果发现有未标记的相邻点(m,n), 则赋给(m,n)相同标记并压入栈中; 反之, 将栈顶坐标点出栈。重复 Step3, 直到栈为空。

Step4 按照由左到右、由上到下的顺序依次对时频矩阵进行 Step2, 直至完成所有时频矩阵坐标点的检测。

2.4 MeanShift 聚类算法

MeanShift 聚类算法又叫均值漂移聚类算法, 是一种基于滑动窗口的迭代算法, 其基本思想是通过将样本加滑动窗口, 寻找窗口中样本点分布最密集的方向, 并将滑动窗口向样本密度最大处漂移, 最终收敛于局部密度最大处, 认为收敛于同一密度最大处的样本点属于同一簇类。算法具体步骤如下。

1) 确定滑动窗口半径 r, 随机选择一个未被标记的数据点作为球心 C_i。

2) 寻找离球心距离在半径 r 之内的所有点, 记作集合 S_r, 计算滑动窗口内的均值偏移向量

$$M_r(x) = \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_r} (x_i - x) \quad (5)$$

其中, x_i 和 x 分别表示样本点 i 和球心点的坐标, k 表示落入 S_r 区域内的点数, S_r 表示一个半径为 r 的高维球形区域。式(5)表示对落入区域 S_r 中的 k 个样本点相对于点 x 的偏移向量的平均向量。

3) 沿着均值偏移向量的方向移动球心位置

$$C_i = C_i + \frac{1}{k} \sum_{x_i \in S_r} (x_i - x) \quad (6)$$

4) 重复步骤 2)和步骤 3), 直到 M_r(x) 小于给定的阈值。

5) 若当前的聚类中心与其他已经存在的聚类中心的距离小于阈值, 则将两类合并; 否则, 将当前聚类作为新的类。

6) 重复步骤 1)~步骤 5), 直到所有样本点均被访问标记。

7) 分类, 统计每个类对点集的访问频率, 取访问频率最大的类, 作为当前点集的所属类。

不同于常用的 K 均值聚类算法^[12], MeanShift 聚类不需要预设簇类数, 能够自适应地获得最佳聚类个数, 聚类结果受离群点的干扰也更小。由式(5)可得, 球心内所有点对于 M_r(x) 具有相同的权重, 但根据聚类思想的要求, 类内各点离中心点越远, 聚类效果越差, 因此离中心点越远, 其权重应该越小。故本文采用改进的 MeanShift 聚类算法^[15], 在计算均值偏移向量时引入高斯核函数

$$K_N(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}r} e^{-\frac{x^2}{2r^2}} \quad (7)$$

把式(7)代入式(5)可得

$$M_r(x) = \frac{\sum_{i=1}^n [G_r(x_i - x)(x_i - x)]}{\sum_{i=1}^k G_r(x_i - x)} = \frac{\sum_{i=1}^n \left[G\left(\frac{x_i - x}{r_i}\right)(x_i - x) \right]}{\sum_{i=1}^n G\left(\frac{x_i - x}{r_i}\right)} \quad (8)$$

其中, G(x) 为单位高斯核函数。

2.5 基于 MeanShift 的多跳频网台分选算法

基于 MeanShift 的多跳频网台分选算法的具体步骤如图 2 所示, 详细描述如下。

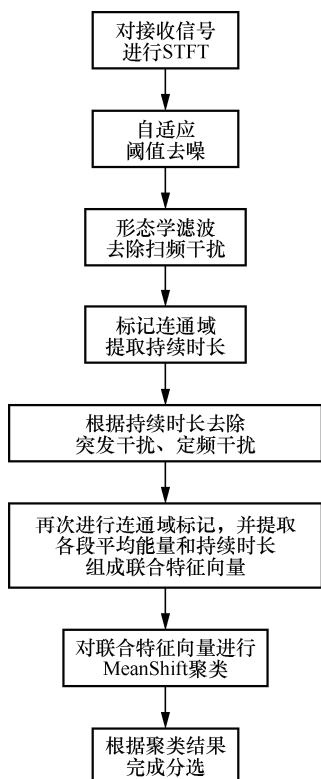


图 2 基于 MeanShift 聚类的多跳频网台分选算法流程

1) 对接收信号进行 STFT，快速获得其时频矩阵 $STFT_1$ 。

2) 绘出 $STFT_1$ 的能量分布直方图，根据 2.1 节所述方法设定自适应去噪阈值 T ，把能量低于 T 的时频点赋 0 完成去噪，得到去噪后的时频矩阵 $STFT_2$ 。

3) 对 $STFT_2$ 进行形态学闭运算，以填补阈值去噪过程中可能会造成的跳频信号 Hop 中间的空隙，其次进行形态学腐蚀运算去除扫频干扰，并将 $STFT_2$ 更新为经过形态学处理后的结果，此时 $STFT_2$ 中应该包含多个跳频信号、定频干扰和短突发干扰。

4) 对 $STFT_2$ 进行连通域标记，得到规格一致的标记矩阵 L 和连通域个数 m ，并提取各连通域的质心位置的纵坐标（即频点），按照连通域标号顺序储存到数组 X 中。

5) 在 $STFT_2$ 中沿着时间方向统计各个标记段的持续点数，并按照标号顺序存入数组 $Holdtime_temp$ 中，即 $Holdtime_temp$ 是一个大小为 m 的数组，此时数组 $Holdtime_temp$ 和数组 X 的元素应该按照连通域标号顺序一一对应，即各个连通域的持续时间点数和质心横坐标相对应。

6) 去除定频干扰，因同一定频干扰信号即使被误分段为多个连通域，这些连通域的频率几乎是一

致的，故根据数组 $Holdtime_temp$ 和数组 X 将质心横坐标相近的多个连通域的持续时间点数相加，若相加结果和整个信号观测时长几乎一致，则把其对应时频矩阵 $STFT_2$ 中的时频点判定为定频干扰，进行置 0。

7) 去除短突发干扰，由于短突发干扰的持续时间点数明显小于跳频 Hop 和定频干扰，因此把持续时间点数小于一定阈值的连通域所对应时频矩阵 $STFT_2$ 中的时频点判定为短突发干扰，进行置 0。

8) 再次进行连通域标记并统计各连通域的平均能量和持续时长点数，此时时频矩阵 $STFT_2$ 为只包含多个跳频信号的纯净信号，将其更新为 $STFT_3$ ，然后统计剩余各个连通域的时频能量大小和持续时长点数，并将得到的连通域内各个时频点的平均能量和持续时长点数按照标号顺序分别存入数组 $Energy$ 和 $Holdtime$ 中。由于采用步骤 3) 的形态学处理，各个连通域的边缘点能量有畸变，故此时仅取能量处于前 80% 的时频点的平均能量。

9) 将 $Energy$ 和 $Holdtime$ 组成联合特征向量，按照 2.4 节所述对各连通域的联合特征向量进行 MeanShift 聚类，得到簇数 $cluster_num$ 和每一簇类所包含对应的连通域标号。

10) 根据 MeanShift 联合特征向量聚类结果进行跳频信号分选，把 $STFT_3$ 赋值给 $STFT_3_temp$ ，从第一簇开始，在 $STFT_3_temp$ 中将处于第一簇的连通域对应时频点保留，其余各点置 0，分选出第一个跳频信号，之后按照上述步骤，依次分选出剩余跳频信号。

3 实验仿真和理论分析

本文研究的接收信号为混叠信号，其中包含多个待分选的目标跳频信号以及定频干扰、扫频干扰、短突发干扰和加性白高斯噪声。采样率为 10 MHz，观测时长为 4 s；跳频信号 1 的周期为 0.5 s，跳频频率集表示为 [0.5, 2.2, 5.1, 5.3, 5.3, 4, 1] MHz；跳频信号 2 的周期为 0.5 s，跳频频率集表示为 [2.5, 1.5, 3.5, 3, 4, 1, 0.5, 2] MHz；跳频信号 3 的周期为 0.8 s，跳频频率集表示为 [1.3, 2.2, 3.3, 4.3, 4.7] MHz；跳频信号 4 的周期为 0.8 s，跳频频率集表示为 [3.3, 4.3, 4.7, 1.3, 2.2] MHz；突发干扰信号的频率集表示为 [0.6, 1.4, 1.8, 2.2, 3.8, 4.2] MHz。时频变换具有能量聚集性，信号幅度的大小反映其时频能量的高低。跳频信号 1、2、3、4 的发射端幅度之比为 1.2:1:1.2:1。

共有 3 个定频干扰,其频率分别为 0.8 MHz、1.8 MHz 和 3.8 MHz。扫频干扰的起始频率为 3.1 MHz,截止频率为 4.5 MHz。采用长度为 2 048 点的 Hamming 窗进行 STFT。实验软件为 MATLAB 2019b。

实验 1 基于能量分布直方图的自适应阈值去噪

在 SNR=-5 dB 条件下,对接收信号进行 STFT,得到混叠信号的时频图如图 3 所示,横轴采用归一化时间,以 10 s 作为归一化标准;纵轴采用归一化频率,以 10 MHz 作为归一化标准。由图 3 可知,时频图中遍布着白色雾状噪声,部分信号几乎被噪声淹没。

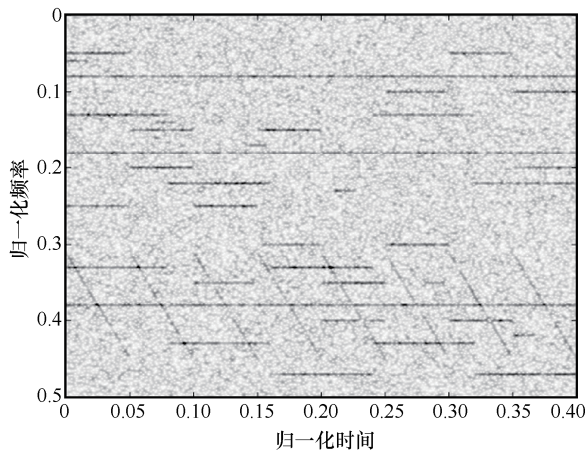


图 3 混叠信号的时频图

按照 2.1 节所述步骤绘制出其能量分布直方图如图 4 所示,两波峰之间的波谷即信号和噪声的分界。原始混叠信号经过去噪后的时频图如图 5 所示。从图 5 可以明显看出,图 3 中的白色雾状噪声已经去除,信号得到较好保留。图 6 为文献[16]采用的形态学滤波去噪算法得到的去噪结果,在低信噪比下去噪不充分,对后续去干扰产生影响。

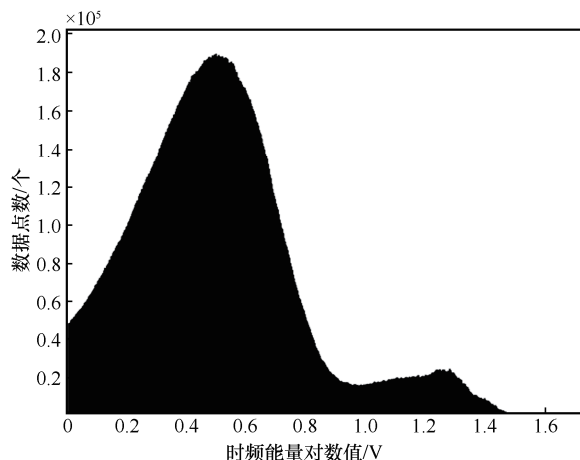


图 4 能量分布直方图

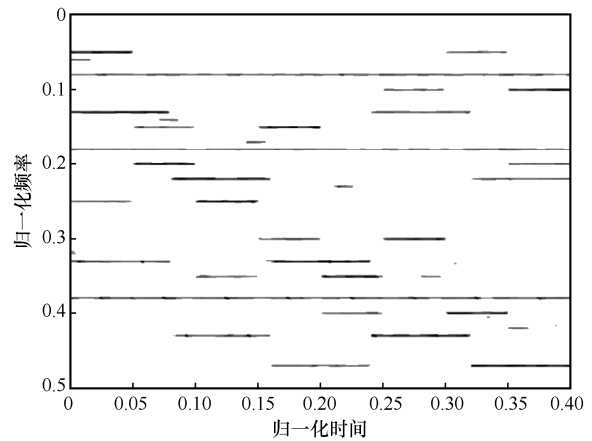


图 5 原始混叠信号经过去噪后的时频图

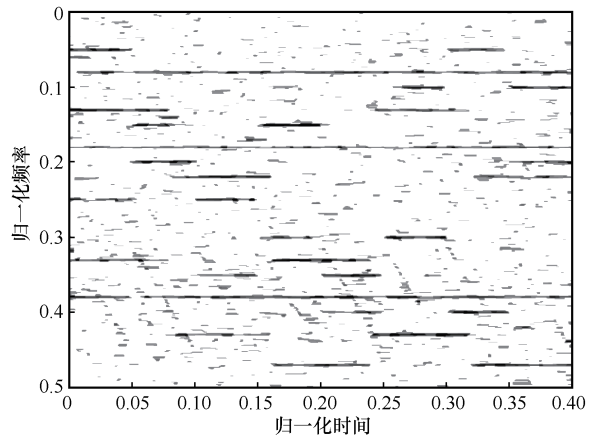


图 6 文献[16]去噪结果

实验 2 去除扫频干扰、定频干扰和突发干扰

由图 5 可得,信号时频图仍有较多突发干扰且部分跳频信号在能量较低处发生断点。此时利用 2.2 节所述步骤进行形态学滤波处理,补齐断点,去除扫频干扰,之后按照 2.5 节步骤 4)~步骤 7)去除定频干扰和短突发干扰,最终得到仅含有纯净跳频信号的时频图,如图 7 所示。图 8 为对图 7 进行连通域标记的结果,图 8 中跳频信号各跳均被正确标记。

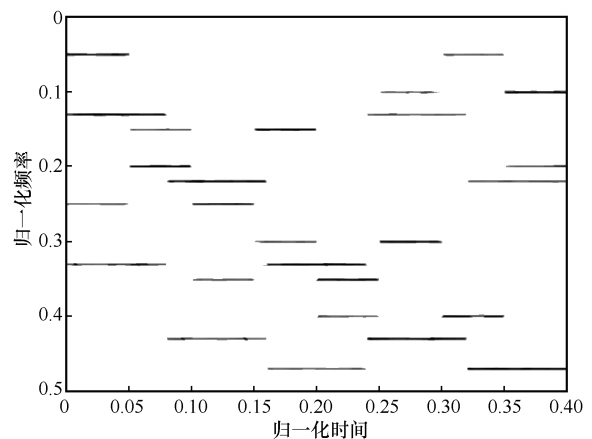


图 7 仅含纯净跳频信号的时频图

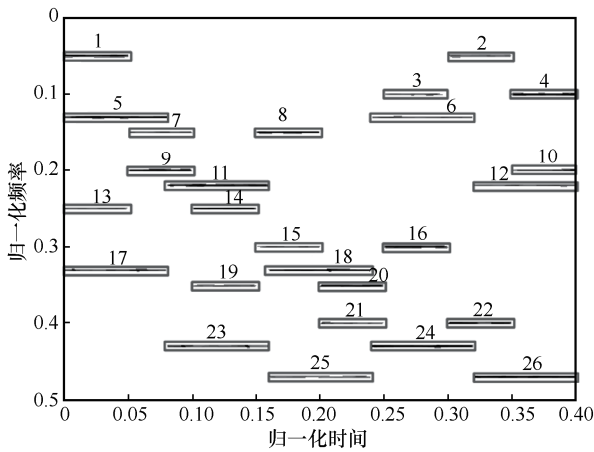


图 8 对图 7 进行连通域标记的结果

实验 3 基于联合特征向量的 MeanShift 聚类 和分选

按照 2.5 节步骤 8)~步骤 9)得到的联合特征向量分布如图 9 所示, 对其进行 MeanShift 聚类后的结果如图 10 所示, 横轴为各跳段的持续时长, 纵轴为各跳段的平均能量。从图 10 可以看出, 本文算法可以正确分选出各跳段信号。

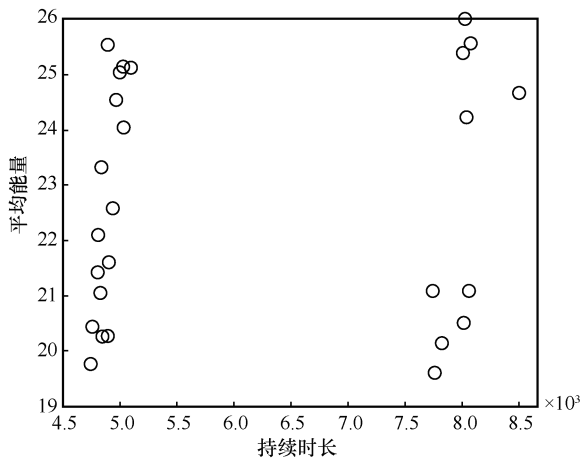


图 9 联合特征向量分布

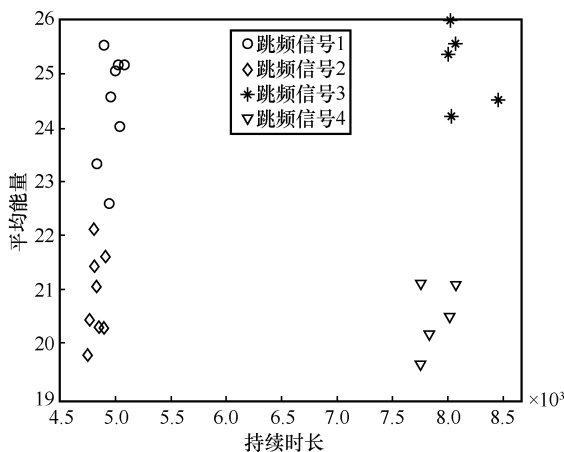


图 10 本文算法聚类结果

图 11 和图 12 分别为文献[16]和文献[15]所提算法得到的聚类结果散点。由图 11 可以看出, 文献[16]算法预处理时采用了图像二值化的处理, 丢失了信号的能量信息, 导致算法对周期相同的同步组网跳频信号无法进行有效分选, 从而产生聚类错误。在低信噪比下, 各跳段的能量估计差距不明显, 而不同跳频信号周期相差较大时, 会导致在散点图中沿纵轴出现密度相对均匀的散点条带, 如图 12 所示, 而文献[15]采用的 DBSCAN 聚类算法严重依赖密度分布, 故误把此条带上的点全部归为一簇。

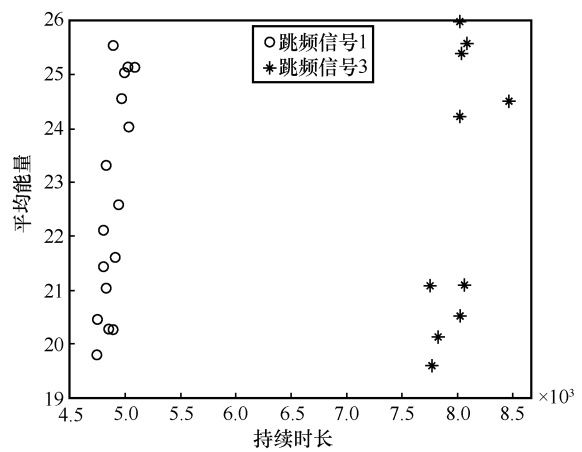


图 11 文献[16]算法分选结果

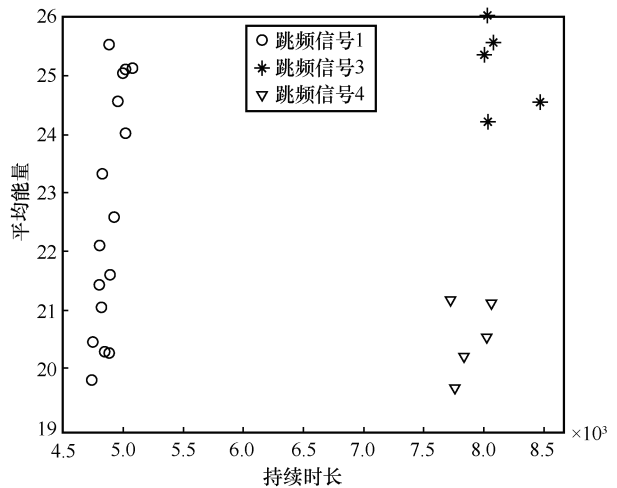


图 12 文献[15]算法分选结果

实验 4 抗干扰性能

进一步分析跳频信号在不同 SNR 下的分选正确率, 以评估算法的抗干扰性能, 其中, $SNR \in [-10, 10]$ dB。在每个 SNR 下进行 1 000 次蒙特卡罗仿真实验, 并统计当前信噪比下的分选正确

率。分选正确率的定义式为

$$\text{Acc} = \frac{\sum_{n=1}^M P_n}{MT} \times 100\% \quad (9)$$

其中，Acc 是分选正确率，M 是每个信噪比下蒙特卡罗仿真实验次数， P_n 是第 n 次实验中分选正确的跳数，T 是每次实验中总跳数。

本文算法和文献[15-16]算法的混叠信号分选正确率如图 13 所示。由图 13 可知，信号分选正确率随着 SNR 的增大而提高，当 $\text{SNR} \geq 0$ dB 时，本文算法对于 2 种组网模式信号的分选正确率均达到 95% 以上，明显优于文献[15-16]算法。原因在于，文献[16]算法未能充分利用跳频信号的能量特征，并且基于形态学滤波的去噪算法在低信噪比下去噪不充分，对分选性能产生影响。并且在低信噪比下可能产生特征分布密度相对均匀的散点条带，导致文献[15]采用的 DBSCAN 聚类算法分选效果不佳。相比传统算法^[15-16]，本文算法充分利用跳频信号的能量和周期特征，使用基于联合特征向量的 MeanShift 聚类，不需要估计信号数目，能够对多个跳频信号进行自动聚类，在低 SNR 下对周期和跳时相同的同步组网（如跳频信号 1、2）和周期不同的异步组网（如跳频信号 1、3）组成的混叠信号均具有良好的分选效果，实际通信环境中不同组网方式的混叠信号颇为常见，因此本文算法具有更广泛的适用性。

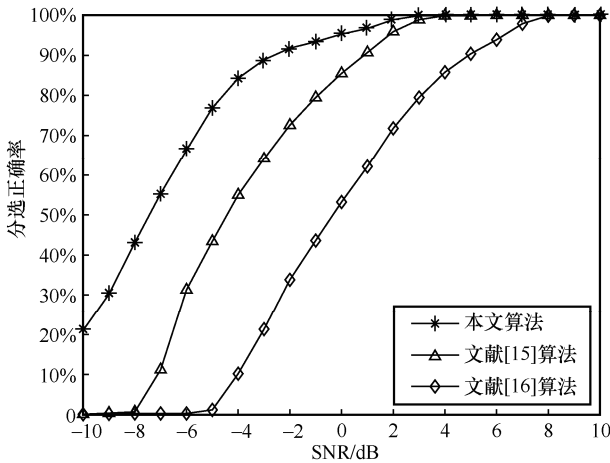


图 13 信号分选正确率

实验 5 算法复杂度分析

令 $\text{SNR} = 5$ dB，同等实验条件下，对本文算法和文献[15-16]算法在时频分析、预处理、聚类分析过程中需要进行处理的数据量以及平均聚类时间

4 个方面进行计算复杂度分析，结果如表 1 所示。其中，M 为时频矩阵的时间样点，N 为时频矩阵的频率数，n 为数据点个数， d_1 为本文算法的迭代次数， d_2 为文献[16]算法的迭代次数。

算法	时频分析	预处理	聚类分析	平均聚类时间/s
本文算法	MN	MN	$O(n^2 d_1)$	0.812 3
文献[15]算法	—	—	$O(n^2)$	0.787 9
文献[16]算法	MN	MN	$O(n^2 d_2)$	0.801 7

由表 1 可知，在时频分析和预处理方面，本文算法和文献[16]算法都采用 STFT 算法进行时频分析，需要处理的数据量都是 MN，文献[15]并未涉及对源信号进行时频分析和预处理的过程；在聚类分析和平均聚类时间方面，本文算法和文献[16]算法都采用 MeanShift 算法进行聚类，因此复杂度差别在迭代次数上，文献[15]采用 DBSCAN 算法进行聚类，算法复杂度不依赖于迭代次数，在数据量较小的情况下，平均聚类时间三者差别较小，本文算法在未明显增加平均聚类时间的情况下获得了各信噪比下分选效果的明显提升。

实验 6 检测性能分析

假设检测概率为 p_d ，虚警概率为 p_f ，聚类分析前待分选的信号段数之和为 a，当前 SNR 下检测到且分选正确的跳频 Hop 的个数为 b，每个 SNR 下进行 1 000 次蒙特卡罗仿真实验，检测概率 p_d 和虚警概率为 p_f 的计算式分别为^[17]

$$P_d = \frac{\left(\frac{\sum_{i=1}^{1000} b_i}{a} \right)}{1000}, b_i \leq a \quad (10)$$

$$P_f = \begin{cases} \left(\frac{\sum_{i=1}^{1000} (b_i - a)}{a} \right) / 1000, & b_i > a \\ 0, & b_i \leq a \end{cases} \quad (11)$$

当 $\text{SNR} \in [-6, 14]$ dB 时，检测概率和虚警概率随 SNR 的变化分别如图 14 和图 15 所示。由图 14 可知，随着 SNR 的增大，本文算法与文献[16]算法的检测概率均逐步增加；当 SNR 为 0 dB 时，

本文算法的检测概率达到 0.9 以上, 可以实现低 SNR 环境下的高检测概率。由图 15 可知, 本文算法和文献[16]算法的虚警概率均随 SNR 增大而下降, 其中本文算法的虚警概率最小, 主要是因为复杂环境中的各种干扰导致文献[16]算法去噪去干扰不充分, 聚类时把干扰段误判为跳频信号导致虚警概率增加, 严重影响文献[16]算法的检测性能。

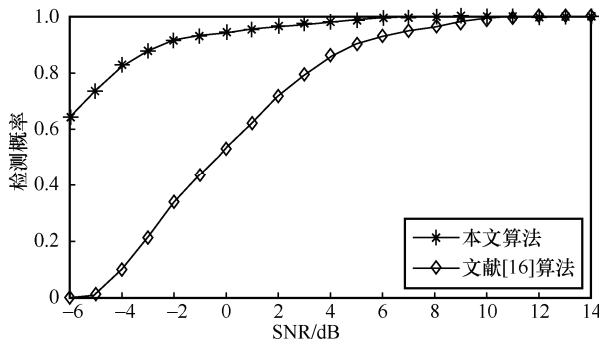


图 14 不同 SNR 下的检测概率

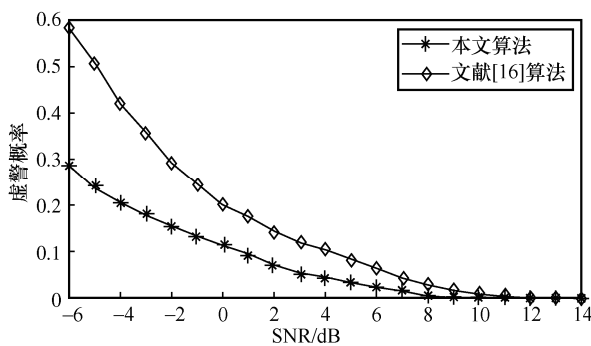


图 15 不同 SNR 下的虚警概率

4 结束语

针对复杂环境下多跳频信号的分选问题, 本文提出了一种基于联合特征聚类的多跳频网台分选算法。首先对混叠信号进行基于能量分布直方图的自适应阈值去噪, 有效增强了去噪效果, 之后将各个信号段的持续时长和能量特征组成联合特征向量, 进行去干扰和 MeanShift 聚类, 相比文献[16]算法, 本文算法使信号的能量特征得到充分利用。仿真实验表明, 相比传统跳频网台分选算法, 本文算法具有更强的抗干扰能力、更高的分选率, 以及更广泛的适用性。如何在不影响算法性能的同时进一步降低算法复杂度, 是下一步的研究方向。

参考文献:

- [1] 钟兆根, 杨芸丞, 张立民. 基于模糊 KHM 聚类的跳频网台分选方法[J]. 电讯技术, 2019, 59(6): 699-704.
ZHONG Z G, YANG Y C, ZHANG L M. A frequency hopping network station sorting method based on fuzzy KHM clustering algorithm[J]. Telecommunication Engineering, 2019, 59(6): 699-704.
- [2] 路媛媛. 跳频信号特征提取及信号分选方法的研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2017.
LU Y Y. Research on feature extraction and signal sorting method of frequency hopping signal[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2017.
- [3] 陈超, 高宪军, 李德鑫. 基于独立分量分析的混叠跳频信号分离算法[J]. 吉林大学学报(信息科学版), 2008(4): 347-351.
CHEN C, GAO X J, LI D X. Overlapped frequency-hopping communication signals separation algorithm based on independent component analysis[J]. Journal of Jilin University (Information Science Edition), 2008(4): 347-351.
- [4] 张朝阳, 曹千芊, 陈文正. 多跳频信号的盲分离与参数盲估计[J]. 浙江大学学报(工学版), 2005(4): 465-470.
ZHANG Z Y, CAO Q Q, CHEN W Z. Blind separation and parameter estimation of multiple frequency-hopping signals[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2005(4): 465-470.
- [5] 杨芸丞, 孙雪丽, 朱念斌. 基于独立分量分析下的跳频网台分选[J]. 舰船电子工程, 2018, 38(6): 41-45.
YANG Y C, SUN X L, ZHU N B. Based on independent component analysis of the frequency-hopping station sorting[J]. Ship Electronic Engineering, 2018, 38(6): 41-45.
- [6] 杨芸丞, 孙雪丽, 钟兆根, 等. 一种改进的独立分量分析跳频网台分选方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2018, 13(4): 452-459.
YANG Y C, SUN X L, ZHONG Z G, et al. An improved independent component analysis frequency-hopping network station sorting method[J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2018, 13(4): 452-459.
- [7] 王皓, 何俊, 胡振彪, 等. 基于变分模态分解的跳频网台盲分选算法研究[J]. 信息工程大学学报, 2017, 18(4): 409-413.
WANG H, HE J, HU Z B, et al. Research of blind frequency aggregate division based on variational mode decomposition algorithm[J]. Journal of Information Engineering University, 2017, 18(4): 409-413.
- [8] 唐宁, 郭英, 张坤峰. 基于 SCA 的欠定跳频网台分选方法[J]. 系统工程与电子技术, 2017, 39(12): 2817-2823.
TANG N, GUO Y, ZHANG K F. Underdetermined frequency-hopping network sorting method on the basis of SCA[J]. Systems Engineering and Electronics, 2017, 39(12): 2817-2823.
- [9] 侯范, 姚志成, 杨剑, 等. 一种基于时频分析的多跳频信号盲源分离算法[J]. 兵工自动化, 2022, 41(5): 15-19.
HOU F, YAO Z C, YANG J, et al. A blind source separation algorithm for multi-frequency hopping signals based on time-frequency analysis[J]. Ordnance Industry Automation, 2022, 41(5): 15-19.
- [10] 杨芸丞, 张立民, 钟兆根. 基于时频分析的异步跳频网台分选方法仿真[J]. 计算机仿真, 2019, 36(10): 15-19.
YANG Y C, ZHANG L M, ZHONG Z G. Simulation of asynchronous frequency-hopping network station sorting method based on time-frequency analysis[J]. Computer Simulation, 2019, 36(10): 15-19.

- [11] YANG X, QI Z S, WANG S B. Frequency hopping radio individual identification based on energy spectrum blended subtle characteristics[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2019, 1325(1): 012221.
- [12] 齐昶, 王斌, 丁海军. 基于 KHM 聚类算法的跳频信号分选[J]. 声学技术, 2011, 30(6): 547-551.
QI C, WANG B, DING H J. Identification of frequency hopping signals based on clustering[J]. Technical Acoustics, 2011, 30(6): 547-551.
- [13] ZENG X Y, JIAO W C, SUN H X. A new method of hybrid frequency hopping signals selection and blind parameter estimation[C]// Proceedings of AIP Conference Proceedings. [S.l.:s.n.], 2018: 1-10.
- [14] FU W H, HU Z, LI D. A sorting algorithm for multiple frequency-hopping signals in complex electromagnetic environments[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2020, 39(1): 245-267.
- [15] 陈利波, 龚晓峰, 雒瑞森, 等. 军事侦察通信系统跳频信号分选[J]. 计算机仿真, 2019, 36(2): 1-5.
CHEN L B, GONG X F, LUO R S, et al. Frequency hopping signal sorting in military reconnaissance communication system[J]. Computer Simulation, 2019, 36(2): 1-5.
- [16] 朱政宇, 林宇, 王梓珣, 等. 基于 MeanShift 的短波跳频信号快速盲检测[J]. 通信学报, 2022, 43(6): 200-210.
ZHU Z Y, LIN Y, WANG Z X, et al. Fast blind detection of short-wave frequency hopping signal based on MeanShift[J]. Journal on Communications, 2022, 43(6): 200-210.
- [17] 李红光, 郭英, 齐子森, 等. 复杂电磁环境下多跳频信号盲检测[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(7): 13-19.
LI H G, GUO Y, QI Z S, et al. Blind detection of multi-frequency hopping signals under complex electromagnetic environment[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Nature Science Edition), 2020, 48(7): 13-19.
- [18] 王寰宇. 干扰环境下非均匀跳频信号参数盲估计[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
WANG H Y. Blind estimation of parameters of non-uniform frequency hopping signal in interference environment[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.

[作者简介]



朱政宇 (1988-), 男, 河南周口人, 博士, 郑州大学副教授, 主要研究方向为无线通信信号处理分析与智能处理、电子对抗、短波/超短波通信等。

王家政 (2000-), 男, 河北邢台人, 郑州大学硕士生, 主要研究方向为跳频信号检测与分选。

梁静 (1981-), 女, 河南兰考人, 博士, 郑州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为演化计算及应用等。

王忠勇 (1965-), 男, 江西遂川人, 博士, 郑州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为通信信号处理、嵌入式系统等。

巩克现 (1976-), 男, 山东泰安人, 博士, 郑州大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信信号分析与处理、信道编码、无线接入、目标监测及电子对抗等。