

基于改进 DBSCAN 的电台通联关系发现方法

睦博伦^{1,2}, 谢军¹, 国辛纯¹

(1. 中国电子科技集团公司 第 54 研究所, 石家庄 050081;

2. 河北省电磁频谱认知与管控重点实验室, 石家庄 050081)

摘要: 目前无线战术网络拓扑感知主要依赖于协议解析的方法; 针对该方法在非合作复杂场景下实现难度大的问题, 提出了一种基于距离的自适应参数的改进 DBSCAN 算法, 实现了对节点通联关系的挖掘; 首先通过对网络中频谱信号通信特点的分析, 确定了将载波频率、带宽、跳频周期和平均信号功率等特征作为信号标签, 之后采用改进的 DBSCAN 算法, 自适应选择适当的聚类参数对数据进行处理, 最后通过对聚类结果的分析实现目标通联关系的判断; 实验结果表明, 该方法在没有解析通信双方协议的前提下, 能够成功辨识通信节点的个体行为和通信关系等重要信息, 为挖掘和发现节点的通联关系提供了新的研究思路, 具有较高的工程应用价值。

关键词: 跳频通信; 频谱信号; 参数估计; 数据挖掘; 密度聚类

Radio Station Communication Relationship Discovery Method Based on Improved DBSCAN

SUI Bolun^{1,2}, XIE Jun¹, GUO Xinchun¹

(1. The 54th Research Institution of CETC, Shijiazhuang 050081, China;

2. Hebei Province Key Laboratory of Electromagnetic Spectrum Cognition and Control, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: At present, the topology perception of wireless tactical networks mainly relies on the method for protocol parsing. For the difficulty of implementing this method in non-cooperative complex scenarios, an improved density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) algorithm with adaptive parameters based on distance is proposed to explore node connectivity relationships. Firstly, by analyzing the communication characteristics of spectrum signals in the network, the characteristics such as carrier frequency, bandwidth, frequency hopping period and average signal power are determined as signal labels. Then, the improved DBSCAN algorithm is used to adaptively select appropriate clustering parameters to process the data. Finally, the target communication relationship is judged by analyzing the clustering results. Experimental results show that without parsing the communication protocol of two parties, this method can successfully identify important information such as individual behavior and communication relationship of communication nodes. It provides a new research idea for mining and discovering the communication relationship of nodes and has high engineering application value.

Keywords: frequency hopping communication; spectral signals; parameter estimation; data mining; density clustering

0 引言

随着军事对抗和无线电技术的不断发展, 相关研究人员也致力于开发高效的算法和技术, 用于发现和描绘无线通信网络中的拓扑结构^[1]。了解通信网络中各通信节点之间的连接关系是进行拓扑管理的先决条件^[2], 通

过分析节点的通信行为数据来挖掘节点间的连接关系是一个重要的研究方向。

网络拓扑检测的方法很多, 其分类标准也是多种多样^[3-6]。通常情况下, 网络拓扑检测依据其发现设备的不同类型, 可分为逻辑拓扑和物理拓扑发现。逻辑拓扑发现主要通过网络层的 IP 地址识别节点之间的连接

收稿日期:2024-07-22; 修回日期:2024-09-05。

基金项目:国家自然科学基金(U20B2071)。

作者简介:睦博伦(1998-),男,硕士研究生。

通讯作者:谢军(1967-),男,研究员级高级工程师。

引用格式:睦博伦,谢军,国辛纯. 基于改进 DBSCAN 的电台通联关系发现方法[J]. 计算机测量与控制, 2025, 33(1):187-193,203.

情况^[7]。

无线通信网络中的物理拓扑发现不仅涉及有线网络的链路层信息,还必须综合考虑无线信号的传播特性及其空间特征。无线通信网络的物理拓扑发现是一个复杂的过程,涉及到识别无线网络中的设备、它们之间的连接关系以及无线信号的传播特性。由于无线信号的传播具有空间扩展性,物理位置的拓扑关系也成为无线网络中物理拓扑发现的重要因素^[8]。因此必须综合考虑设备之间的物理距离、信号覆盖范围以及环境因素(如障碍物、干扰源等)对无线信号传播的影响。物理拓扑的发现旨在通过链路层信息识别物理网络实体(如交换机、终端设备等)间的联系,并通过 MAC 地址建立联系^[9]。在无线通信网络中,这一过程还需结合信号强度、传输速率等无线链路特征,以准确反映无线网络中的实际物理连接情况。

根据内部节点或网络管理者是否需要合作,可以将网络拓扑检测分为合作检测和非合作检测^[10]。基于内部合作检测而开发的拓扑检测工具需要网络内部节点的协作,收集它们对探测数据包(如 traceroute 或 ping 数据包)的响应,然后利用这些响应进一步推断网络拓扑,其主要思想是利用修改网络中的基本协议,使节点主动将自己的邻居信息上报给中心节点。文献[11]提出了一种基于可移动平台的拓扑检测方法,用于地理路由无线传感器网络,通过收集节点的地理位置和数据包,可以推断整个网络的拓扑结构。该方法表现出的灵活性和适应性,尤其适合动态拓扑结构的无线传感器网络,但其对大量节点的定位需求要求较高。文献[12]提出的基于 Traceroute 的多路径拓扑主动发现算法,通过状态迭代和并行化设计显著提升了探测效率和稳定性。其优势在于优化了传统算法性能,但也增加了计算的复杂度,可能不适合资源受限的网络环境。文献[13]使用计算智能技术开发入侵检测系统,其优势在于能够通过对节点通信数据的分析,实现更加智能化、自动化的拓扑检测与监控。文献[14]提出的一种基于开放式最短路径优先(OSPF, open shortest path first)协议的拓扑发现算法通过被动监测的方式减少了探测数据包的开销,提升了效率。该方法的优势在于无需主动探测,但其适用性也受限于使用该协议的网络。

目前,相关研究人员主要聚焦于通信合作方的拓扑检测,而对非合作方的研究关注相对较少^[15]。但随着认知电子战的兴起和人工智能的迅猛发展,针对非合作方的网络拓扑检测研究近年来也逐渐引起了相关研究人员更多的关注^[16]。从通信非合作方的角度出发,在非合作环境中进行网络拓扑检测是一项复杂且关键的任务,特别是在军事和安全应用中。

目前大多数这类研究主要依赖于时间序列数据挖掘

技术^[17],代表性的方法包括格兰杰因果分析^[18]、霍克斯过程^[19]和传输熵^[20]等。文献[21]针对面向非合作无人机通信网络的通联拓扑推理技术,通过构建系统模型,揭示了推理机理,并对相关性、格兰杰因果、转移熵和多维霍克斯过程四种方法进行了仿真对比分析,评估了它们在非合作无人机通信网络中的实际表现。

图形信号处理技术^[22]也常常被应用于网络拓扑感知领域,其核心思想是将网络视为图,将网络中的数据看作图上的信号,利用图傅里叶变换和频谱分析等工具,通过处理这些信号来有效地进行网络拓扑结构的推断和感知。

还有一些研究人员尝试使用机器学习技术来解决非合作网络拓扑检测问题,例如通过信源估计、盲源分离和测量关联等技术实现节点流量模式的分离^[23],再基于时间特征的分类来推断节点间通联关系的存在与否。

本文以无线电台通信为例,利用从特定区域监测到频谱信号的物理特征和统计规律出发,挖掘区域中隐藏的通信个体行为信息,在不破解频谱信号所承载的内容的前提下,提出了一种基于距离的自适应参数的改进 DBSCAN 算法的无线电台通信关系挖掘方法,将数据挖掘技术应用于频谱信号分析,实现通信行为的发现,这为海量频谱监测信号的挖掘和分析提供了新的思路,也为进一步推测通信网络的结构提供了依据。

1 基于聚类方法的通联关系研究

1.1 特征的选择

海量频谱信号中无线电台通信关系的发现,就是将监测到的频谱信号进行聚类,根据信号的特征,找到来自不同无线电台的频谱信号。

这些信号在电磁空间中具有一定的特征和集群的簇属性。在定频通信过程中,由于载波频率保持不变,所以通过载波频率区分不同的通信组网。因为通信双方地理空间位置的不同,其接收信号的功率也不一样,所以可以据此分析出通信接收双方在通信过程中扮演的不同角色。

在跳频通信过程中,由于大部分网络的跳频周期是保持一致的,所以跳频周期可以用来区分不同的通信网络或不同的通信关系。在通信过程中,如果通信节点位置固定,那么收到的信号功率保持基本稳定;如果站点位置发生变化,那么收到的信号功率则会按照一定的规律逐渐变化。无论上述哪一种情况,都会使得监测到的信号功率具有聚类特性。因此,一对通信节点的功率差异可以将发送站和接收站的相应频谱信号与相同频率的信号区分开来。

由于无线信道误码率较高,电台采用停等 ARQ、半双工的通信方式,接收站应对发送站发送的信息帧进

行确认。因此站点信息之间的交互作用使得信号按时间顺序连续出现, 信号呈现出聚类特性。综上所述, 跳频信号的跳频周期、平均电平和出现时间可以作为 3 个标签来识别每个监测的跳频信号。

1.2 通联关系的分析

电台双方使用相同的频率进行通信, 采用半双工通信。在一段数据交换过程中, 发送方与接收方的频率保持对齐, 由于双方的通信时钟是同步的, 因此数据帧与确认帧 ACK (ACK, Acknowledgement) 的发送时间大致在同一时间窗口内。这种时间上的同步对于保持通信的连续性和效率至关重要。基于这种分析, 若两个通信设备处于有效的通信状态时, 对于定频通信系统而言, 它们发送数据帧和发送确认帧 ACK 的频率和时间点是相当接近的。而对于跳频通信系统来说, 信号的频率则属于相同的频率集。

在定频通信过程中, 由于信道保持不变, 因此监测的中心频率也保持不变, 故在时域中通过判断中心频率是否稳定可以容易区分定频和跳频通信行为。

而对于分选出的定频和跳频信号根据调制方式、信号速率、出现时间和中心频率等因素对同源信号进行分类归并处理。

接着利用聚类的方法对信号进行处理, 聚类的目的就是识别通信节点; 最后根据聚类结果, 再结合通信时间的相关性和通信逻辑的相关性分析区域节点之间的通联关系。

在无线电监测过程中, 监测点能够在一段时间内捕获到指定频段的全部频谱信号。假设在监测过程中监测站接收到的信号为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$, 其中 $x_i = \{f_i, B_i, P_i, t_{1,i}, t_{2,i}\}$, 其中信号的中心频率、带宽、电平、出现时间和结束时间分别是 $\{f_i, B_i, P_i, t_{1,i}, t_{2,i}\} (i=1, 2, \dots, n)$ 。

经过信号处理后, 跳频信号数据集 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n\}$, $y_i = \{f_i, B_i, P_i, T_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$, 为消除数据量纲在聚类分析中的影响, 对数据进行最大最小归一化处理, 如式 (1)。归一化处理表示为 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_n\}$ 。

$$Z = \frac{Y - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \quad (1)$$

其中: Y_{\min} 、 Y_{\max} 分别表示每个特征在数据集 Y 中的最小值和最大值。

最终, 通过聚类分析获得的跳频子集则为 $H = \{H_1, H_2, \dots, H_k\}$ 。

2 基于改进 DBSCAN 的通联关系挖掘

2.1 跳周期的提取

跳频通信无论在军事还是民用中, 都获得了深入的研究与应用。跳周期正是跳频通信过程中最重要的参数

之一, 对跳周期相关参数的研究具有十分重要的意义。跳频信号的时频图描绘了信号时间和频率之间的联系, 是一种针对跳频信号进行时频分析的重要方式, 其图像如图 1 所示。

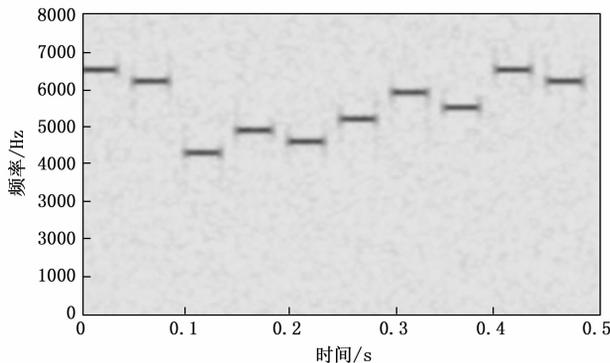


图 1 跳频信号时频图

在整个观察时间内收到个跳频信号段, 跳频信号表示为式 (2):

$$s(t) = a(t) \times \left\{ \begin{array}{l} \text{rect}\left(\frac{t}{\tau_s}\right)\exp(j2\pi f_s) + \\ \sum_{k=2}^{K-1} \text{rect}\left(\frac{t - (k-1)T_h - \tau_s}{T_h}\right)\exp(j2\pi f_k) + \\ \text{rect}\left(\frac{t - (K-1)T_h - \tau_e}{\tau_e}\right)\exp(j2\pi f_e) \end{array} \right\} \quad (2)$$

其中: $\text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t \leq T \\ 0 & \text{others} \end{cases}$, $a(t)$ 表示观测到的跳频信号的复包络。 K 、 T_h 、 $f_k (k=1, 2, \dots, K)$ 分别表示完整信号的数量、完整信号的跳周期和载频; 而不完整信号包括开始和结束两部分, τ_s 、 f_s 分别表示开始部分的持续时间和载频; τ_e 、 f_e 分别表示结束部分的持续时间和载频。

若收到 N 个跳频信号, 则跳频信号 $y(t)$ 的表达式为:

$$y(t) = \sum_{n=1}^N s_n(t) + n(t) \quad (3)$$

其中: $s_n (n=1, 2, \dots, N)$ 为跳频信号, $n(t)$ 为零均值的加性高斯白噪声。

首先, 选择合适的方法对收到的跳频信号进行时频变换, 确定时频矩阵中每个时刻的频率峰值, 做出时频脊线 $f(t)$ 的图像, 如图 2 所示。

$$f(t) = \arg\{\max_k [\text{SPEC}(n, k)]\} \quad (4)$$

其中: $\text{SPEC}(n, k)$ 表示在时刻 n 和频率点 k 处的时频表示矩阵, 矩阵中的元素表示信号在相应时间和频率点的能量或幅度。

接着对 $f(t)$ 做差分运算, 可以根据实际情况选择相应合适的差分重数, 图 3 即为信号时频脊线的差

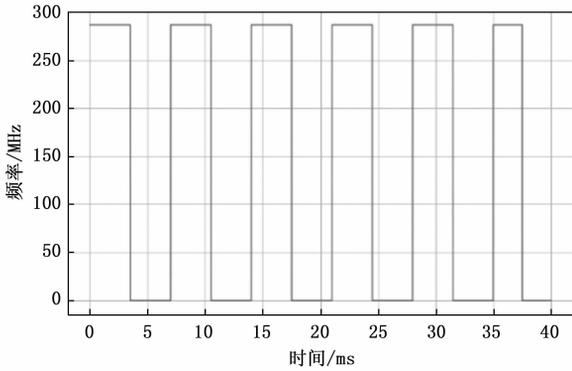


图 2 信号的时频脊线

分图。

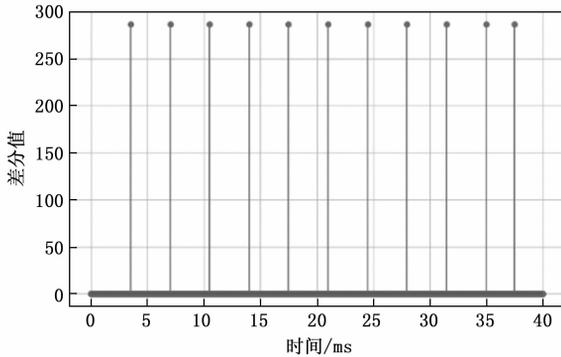


图 3 时频脊线的差分图

最后，通过计算差分后相隔峰值之间横坐标时间差值的平均值，即为信号的跳周期 T_H 。

$$T_H = \frac{1}{K-1} \sum_{i=1}^{K-1} [D(i+1) - D(i)] \quad (5)$$

其中： K 表示时频脊线峰值的总个数， $D(i+1)$ 、 $D(i)$ 分别为差分后的第 $i+1$ 和第 i 个峰值。

2.2 改进的 DBSCAN 算法

传统的 DBSCAN 算法通常依赖于两个重要参数。一个是扫描半径 Eps ，用于定义点的 Eps 邻域。另一个是密度阈值 $MinPts$ ，用来判定数据点是否为核心点。而这两个参数往往需要依据经验人工调整，若参数设置不够合理则会导致聚类效果不够理想。基于此本文提出一种基于距离的自适应参数的改进 DBSCAN 算法，以便对能够获得更加理想的聚类效果。

计算数据集 D 中对象与其他对象的欧式距离，生成距离分布矩阵 $Dist_{n \times n}$ ，距离分布矩阵如下：

$$Dist_{n \times n} = \{dist(i, j) \mid 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq n\} \quad (6)$$

其中： $dist(i, j)$ 是数据集中对象 i 与对象 j 的距离， n 为数据集 D 中对象个数。

将距离矩阵中的元素按行升序排序。将排序后第 K ($1 \leq K \leq n$) 列元素作为 K 距离曲线上每个点的纵坐标，数据量 X 作为 K 距离曲线上每个点的横坐标，画

出 K 距离图，如图 4 所示。

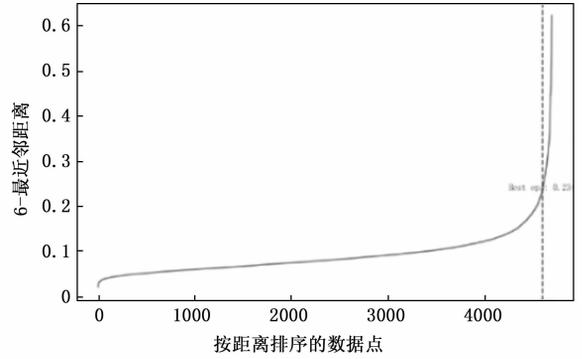


图 4 $K=6$ 时的距离曲线

计算 K 距离曲线平稳上升后突变区域内曲率最大的点，同时也是平缓曲线急剧上升处的拐点，曲率 k 的求解如下：

$$k = \frac{f''(x)}{[(1 + (f'(x))^2)^{3/2}]} \quad (7)$$

其中： $f''(x)$ 、 $f'(x)$ 分别表示 K 距离曲线函数 $f(x)$ 的二阶导数和一阶导数。

拐点所对应的纵坐标作为 Eps 参数，对所有 K 距离曲线计算完成后生成 Eps 参数，组成参数列表 Eps_{list} 。

$$Eps_{list} = \{Eps_K \mid 1 \leq K \leq n\} \quad (8)$$

其中： Eps_K 表示对应 K 值下生成的 Eps 参数值。不同的 K 值会对应生成不同的 Eps 参数，如图 5 所示。最终，所生成的不同 Eps 参数与 K 值的关系如图 6 所示。

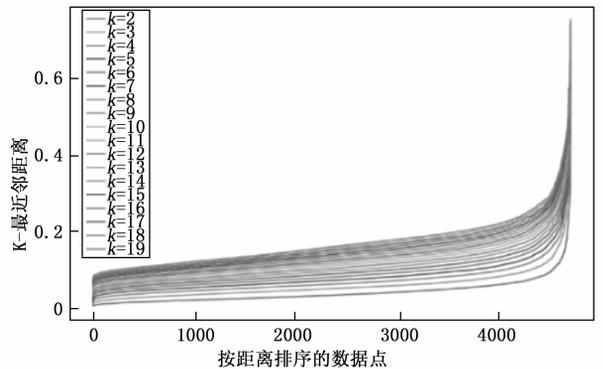


图 5 不同 K 值对应的值 Eps

根据前面已经生成的 Eps 参数列表，分别计算在每个 Eps_k ($1 \leq K \leq n$) 参数下，数据集 D 中每个对象在该 Eps_k 邻域内所包含的对象数量，然后计算数据集中每个对象 Eps 邻域内对象数量的数学期望值 $MinPts_K$ ，其计算公式如式 (9) 所示。

$$MinPts_K = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad (9)$$

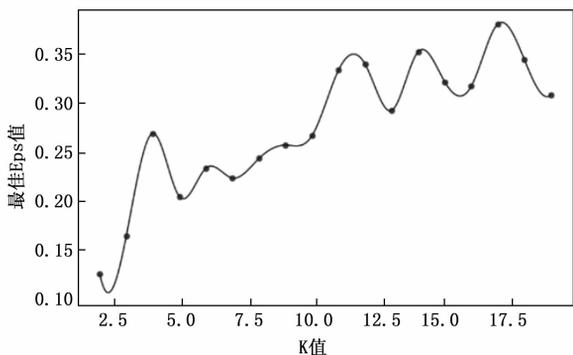


图 6 Eps 参数值与 K 值的关系图

其中: n 表示数据集 D 中对象个数; P_i 表示第 i 个对象在对应 Eps_k 邻域内的对象数量。对每个 $MinPts_K$ 参数计算完成后, 生成参数列表 $MinPts_{list}$:

$$MinPts_{list} = \{MinPts_K \mid 1 \leq K \leq n\} \quad (10)$$

其中: $MinPts_K$ 表示对应 K 值下生成的 $MinPts$ 参数值, 不同 $MinPts$ 参数与 K 值的关系如图 7 所示。

最终, 根据生成的 Eps 和 $MinPts$ 参数列表中的参数, 按照一一对应的关系输入 DBSCAN 算法中进行聚类, 将聚类效果最好的一组参数作为最优参数。

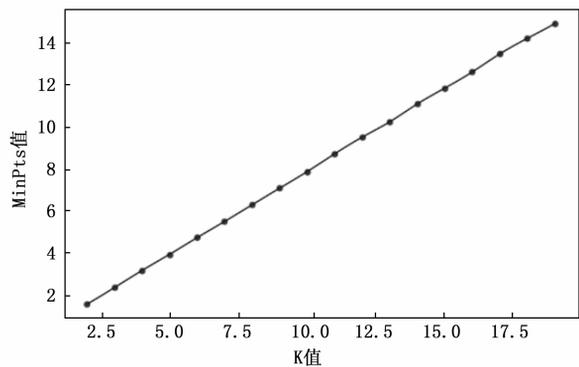


图 7 MinPts 参数值与 K 值的关系图

2.3 基于改进 DBSCAN 的通联关系推断流程

基于改进的 DBSCAN 算法判断通联关系的方法步骤如下:

- 1) 信号侦查接收, 获取信号频谱监测数据。
 - 2) 数据进行预处理, 针对具体情况合理设定分选标准, 通过特定的算法和数学模型进行信号分选。
 - 3) 根据调制方式、信号速率、出现时间和中心频率等因素对同源信号进行分类归并处理。
 - 4) 针对跳频信号, 采用时频脊线估计跳周期。
 - 5) 采用改进后的 DBSCAN 聚类算法, 确定最优和参数值, 对数据进行聚类处理。
 - 6) 分析聚类结果分析, 判断区域通联关系, 再选择适当的符号来表示通信网络中的节点与链路。
- 模型算法流程图, 如图 8 所示。

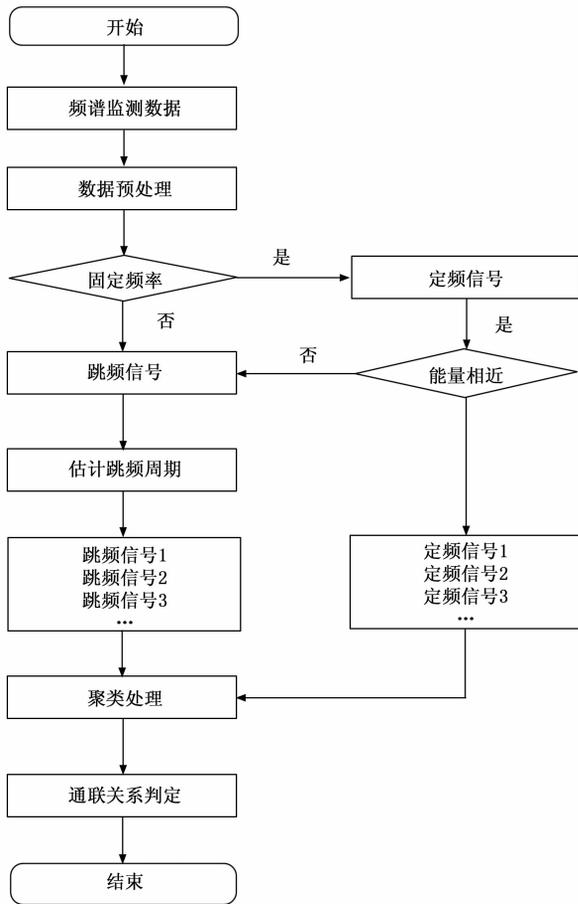


图 8 通联关系推断流程图

3 实验结果与分析

3.1 实验场景与实验数据

假设场景设置为某区域方圆 15 km 的范围内, 其中随机设置 14 部无线电台, 电台的通信频率范围为 300 Mhz 左右, 其中包含两组进行定频通信的设备, 其余设备均进行跳频通信, 信号的噪声设置为零均值的加性高斯白噪声。设定有 7 组电台参与通信, 电台的具体通信参数设置如表 1 所示。截取一短时间内信号的频谱监测数据, 将信号进行可视化处理, 如图 9 所示。表 2 是处理后的某个跳频信号在一段时间内的部分参数变化, 具体参数包括信号持续时间、频率、跳频周期、幅度。

表 1 实验参数配置

序号	通信类型	载波频率/MHz	载波频率/MHz	带宽/kHz
1	跳频通信	225~512	225~512	200
2	跳频通信	225~512	225~512	200
3	跳频通信	225~512	225~512	500
4	跳频通信	225~512	225~512	150
5	跳频通信	225~512	225~512	150
6	定频通信	345	345	100
7	定频通信	470	470	200

表 2 部分信号参数

t_1 /ms	t_2 /ms	频率/MHz	带宽/kHz	跳周期/ms	电平
0.0	2.49	290.02	99.96	5.12	18
5.0	7.48	290.04	99.98	5.01	25
...
1 835.0	1 837.49	290.03	99.97	5.07	23

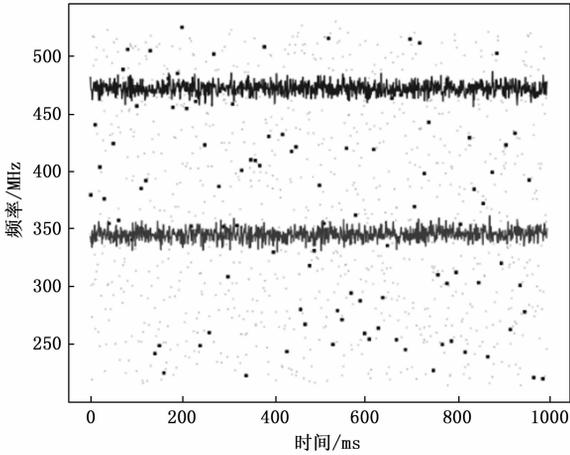


图 9 频谱监测信号时频图

3.2 评价指标

为评价本文所提聚类模型的效果，选取纯度 (Purity)、轮廓系数 (Silhouette Score) 和卡林斯基哈拉巴斯指数 (Calinski-Harabasz Index) 3 个参数作为评价指标。

聚类指标纯度 (Purity) 是一种评估聚类结果质量的常用指标，反映了聚类结果与真实类别标签之间的一致性。纯度的取值范围为 $[0, 1]$ ，完全错误值 0，完全正确值为 1。具体计算公式如式 (11)：

$$Purity = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k \max |c_i \cap t_j| \quad (11)$$

其中： N 表示样本总数， k 表示聚类簇数， c_i 表示第 i 个簇， t_j 表示真实标签类别。

轮廓系数 (SC) 是一种可以衡量聚类结果的紧密度和分离度的性能指标，其计算公式如式 (12)：

$$SC(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (12)$$

式中， $a(i)$ 表示样本 i 到同簇内其他样本的平均距离， $b(i)$ 表示样本 i 到最近簇的平均距离。当 $SC(i)$ 接近 1 时，说明表示样本点在簇内紧密度高，且与其他簇分离度大；当样本 $SC(i)$ 接近 -1 时，说明样本点可能被错误的分配到了不正确的簇中；若 $SC(i)$ 接近 0，则说明样本点在簇内紧密度和其他簇分离度差不多，可能位于两簇边界。

卡林斯基哈拉巴斯指数 (CH 指数) 同时考虑了类

内数据点的紧密度和类间数据点的分离度。指数越大，表示结果越好，这也意味着类内样本更紧密，类间样本更分离，其计算公式如式 (13)：

$$CH(k) = \frac{tr\mathbf{B}(k)}{\frac{k-1}{tr\mathbf{W}(k)}} \quad (13)$$

其中： n 表示数据集中的样本量， k 表示簇的个数， $\mathbf{B}(k)$ 表示组间离散矩阵，即不同簇之间的协方差矩阵， $\mathbf{W}(k)$ 表示簇内离散矩阵，即一个簇内数据的协方差矩阵，而 tr 表示矩阵的迹。

3.3 对定频信号的分析

在图 10 中，以信号电平、出现时间和中心频率为坐标轴，对定频频谱数据聚类效果进行了可视化处理。图像展示了定频通信收发双方的联系情况，结果表明，1~2 和 3~4 之间的通信连接证实了目标区域内存在两组定频通信关系。

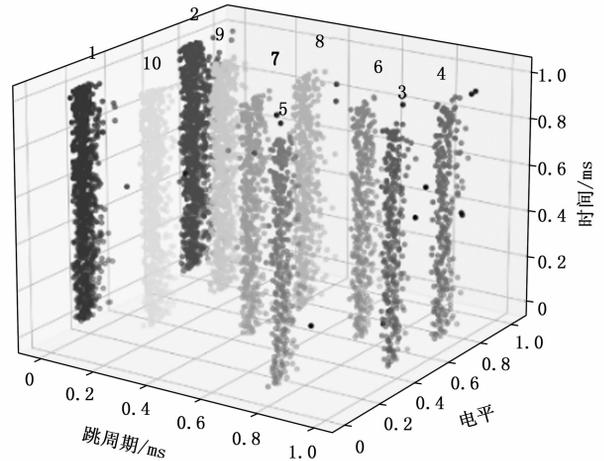


图 10 定频频谱数据聚类效果

3.4 对跳频信号的分析

在图 11 中，以信号电平、跳频周期和信号出现时间为坐标轴，绘制了三维频谱数据聚类图像。可以观察到，不同的颜色表示不同的集群，黑色点表示异常。实验中判断通联关系的算法中聚类分析所得的最佳参数值为 $k=4$ 时， $Eps=0.269$ ， $MinPts=4$ 。从图中可以看出聚类最后显示出 10 个端点，1~2、3~4、5~6、7~8 和 9~10 之间存在通联关系，处于同一跳频网络中，即在目标区域内存在 5 组跳频通联关系。为验证本文结果，与 DBSCAN 算法和 K 均值聚类对比，其结果如图 12、图 13 所示。

从上述结果中可以看出， k 均值聚类算法基于距离聚类，无法实现频谱数据的正确聚类。在 DBSCAN 算法中，和是全局参数，对多密度数据的聚类效果较差。在图 12 中频谱数据被聚集成 8 簇。而改进后的 DB-

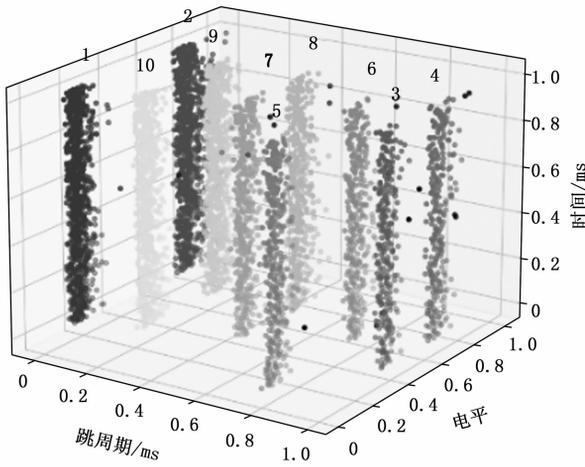


图 11 改进的 DBSCAN 算法聚类效果

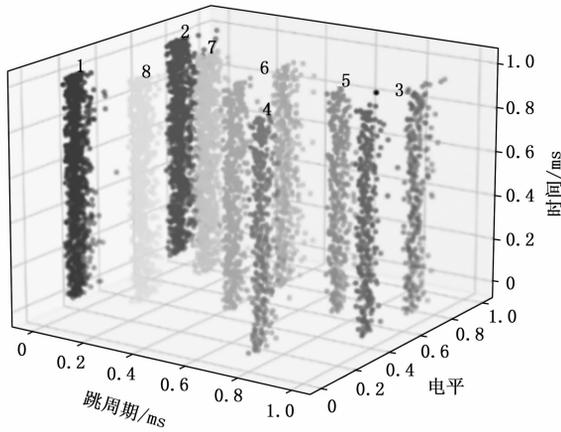


图 12 DBSCAN 算法聚类效果

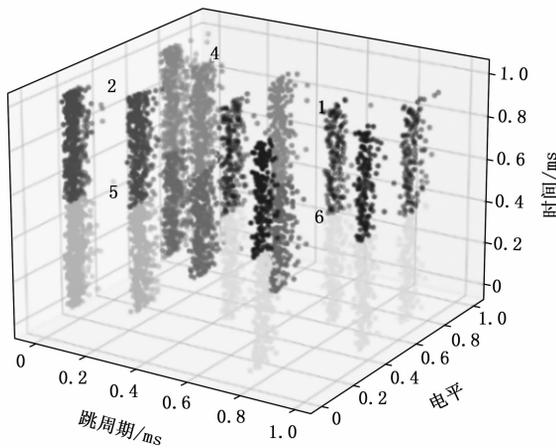


图 13 K 均值聚类效果

SCAN 算法可以识别正确的聚类簇数, 并且参数可以自适应调整, 具有更好的聚类效果和对多密度频谱信号的适应性。上述 3 种聚类模型的效果的具体评价指数如表 3 所示。

表 3 不同算法识别精度对比

聚类算法	簇数	SC 系数	CH 指数	纯度
改进的 DBSCAN	10	0.210	1095.3	0.994
DBSCAN	8	0.162	992.4	0.996
K 均值	6	0.382	2774.4	0.995

因为 k 均值聚类无法实现频谱数据的正确聚类, 这里主要分析其余两种算法, 从表中可以看出改进的 DBSCAN 聚类算法能正确的显示聚类簇数, 在纯度相近的程度下, 改进的 DBSCAN 聚类算法的轮廓系数和 CH 指数与 DBSCAN 聚类相比相对较高。因此, 证明我们的方法是有效的。

4 结束语

针对目前非合作网络拓扑感知面临的问题, 本文提出了一种基于距离的自适应参数的改进 DBSCAN 算法, 通过改进的 DBSCAN 聚类算法实现了对频谱监测数据的分析和挖掘, 并对具有通信关系的频谱信号进行聚类。实验结果表明, 该方法可以挖掘频谱监测数据, 有效的发现频谱数据中隐藏的通信行为。为进一步有针对性的破解和分析, 获取频谱数据的隐藏信息、重要信息, 以及后续结合定位技术和相关信息, 跟踪其他通信节点确定节点通信范围提供了新视角和新方法。为进一步从频谱数据中挖掘和推测通信网络结构及相关行为分析奠定了基础。

参考文献:

- [1] 古 箏. 基于战术无线通信网络的 IP 规划算法的研究与实现 [D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
- [2] 康金禄. 一种专用 Ad hoc 网络管理结构及其拓扑管理技术 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2010.
- [3] 李俊彬. 结合社团发现和链路识别的网络拓扑可视化研究 [D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- [4] ADNAN A E U, SALAM A, ARIFIN A, RIZAL M. Forest fire detection using LoRa wireless mesh topology [C] //Makassar: IEEE, 2018: 184 - 187.
- [5] FU G, HOU C, YAO X. Learning topological representation for networks via hierarchical sampling [J]. Statistics, 2019.
- [6] LIU Z, DING G, WANG Z, et al. Cooperative topology sensing of wireless networks with distributed sensors [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2021, 7 (2): 524 - 540.
- [7] 张同光, 田 亮. 基于路由器 IP 地址统计的网络拓扑发现算法 [J]. 新乡学院学报 (自然科学版), 2009, 26 (3): 57 - 59.
- [8] 贺道德, 邓晓衡. 基于物理位置与访问局部性的 P2P 路由算法 [J]. 计算机工程, 2009, 35 (8): 146 - 149.

(下转第 203 页)