DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.230601002

"电磁信号智能感知"专题

引用格式:刘金帆,沈哲贤,常超. 一种基于电磁态势数据聚类的辐射源定位算法[J]. 电讯技术,2023,63(12):1847-1854. [LIU J F,SHEN Z X, CHANG C. A radiation source localization algorithm based on electromagnetic situation data clustering[J]. Telecommunication Engineering, 2023,63(12):1847-1854.]

一种基于电磁态势数据聚类的辐射源定位算法*

刘金帆,沈哲贤,常 超

(国防科技大学电子对抗学院,合肥 230037)

摘 要:辐射源定位是战场军事行动的重要基础。而复杂战场电磁环境下,难以建立有效的传播模型,同时在多辐射源的条件下传统的定位方法难以快速准确定位。针对上述问题,基于分布式电磁态势感知网络,提出了一种智能优化感知节点位置的辐射源定位方法,采用改进的布谷鸟搜索(Cuckoo Search)算法进行网络中感知节点位置寻优,再利用克里金插值(Kriging Interpolation)来实现电磁态势的感知,以及对电磁态势数据进行结合峰值密度聚类(Density Peaks Clustering, DPC)思想的 K-means 聚类从而实现辐射源定位。该方法能够在初始部署不理想的条件下调整感知位置,实现无先验信息的目标辐射定位。实验表明,所提方法在多目标复杂环境下,插值精度优于随机部署和普通布谷鸟优化感知位置的克里金插值,在感知区域为4km×4km,节点总数为40000个,且感知节点占比1%的条件下,平均定位误差为47.28m,具有一定的应用前景。

关键词:电磁态势感知;辐射源定位;无线传感器网络;布谷鸟搜索;聚类算法



中图分类号:TN971 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2023)12-1847-08

A Radiation Source Localization Algorithm Based on Electromagnetic Situation Data Clustering

LIU Jinfan, SHEN Zhexian, CHANG Chao

(College of Electronic Countermeasure, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: Radiation source location is an important basis for military operations on the battlefield. However, in the complex battlefield electromagnetic environment, it is difficult to establish an effective propagation model, and under the condition of multiple radiation sources, it is difficult for traditional positioning methods to realize locating quickly and accurately. In order to solve above problems, based on the distributed electromagnetic situation awareness network of ground movable unmanned platform, a radiation source localization method is proposed to intelligently optimize the node sensing position, and the improved Cuckoo Search Algorithm is used to optimize the node sensing position in the network, and then the Kriging Interpolation is used to realize the perception of electromagnetic situation, and K-means clustering of situation data combined with Density Peaks Clustering (DPC) ideas to achieve radiation source localization. This method can adjust the sensing position under the condition of unsatisfactory initial deployment to achieve target radiation localization without prior information. Experiments show that the interpolation accuracy of the proposed method is better than that of Kriging Interpolation of random deployment and ordinary Cuckoo Optimized Sensing position in a multi-target complex environment, and the average positioning error is 47. 28 m while the perception area is 4 km×4 km, the total number of nodes is 40 000, and the perception node accounts for 1%, so it has certain application prospects.

Key words: electromagnetic situation awareness; radiation source location; wireless sensor network; Cuckoo search; clustering algorithm

^{*} 收稿日期:2023-06-01;修回日期:2023-10-16 基金项目:国家自然科学基金面上项目(61971473) 通信作者:沈哲贤

0 引 言

随着信息化技术的迅猛发展,通信相关技术越 来越受到各国重视。作为通信领域的重要任务之 一,辐射源定位一直是研究的热点问题^[1],是战场 军事行动的重要前提和基础^[2]。

目前.通信辐射源定位的研究已经涉及到多种 技术和算法。传统的测向定位技术如到达角(Angle of Arrival, AOA)估计、时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)估计和接收信号强度(Received Signal Strength, RSS)估计等^[3-4]虽然在某些情况下 可以实现准确的定位,但是在复杂环境下,由于多径 效应和信号衰减等因素的影响,难以建立准确有效 的数学模型,精度和鲁棒性都存在局限性。为解决 复杂环境下的辐射源定位问题,学者们逐渐将人工 智能技术引入到通信辐射源定位中。Song 等人^[5] 提出了一种基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的辐射源定位方法, 在实验中取得了 较高的定位精度。Zhao 等人^[6]则将注意力机制引 入到残差网络中,提出了一种改进型的辐射源定位 算法,在面对极端噪声和异常情况下具有高水平的 鲁棒性。但是此类方法需要大量的先验信息支撑, 在战场环境下实现较为困难。

近年来业界尝试摆脱固有的辐射源定位思路, 开始探索一种对地形和辐射源数量普适的感知与定 位技术,其中分布式网络^[7-8]和电磁态势感知^[9-10] 技术受到了广泛关注。电磁态势通常上指的是一定 区域范围内的电磁信息,以及对该信息未来变化趋 势的估计。不同于传统接收信号强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)定位利用几个点的 RSSI 等信息进行传播模型建模来实现定位,电磁态 势感知定位无需依赖视距传输条件和传播模型的精 确建模,利用分布式网络可实时获取区域电磁信息, 可在缺乏环境先验信息条件下为辐射源定位提供数 据支撑。

利用电磁态势相关技术进行定位分为两步,第 一步是利用分布式网络实现对目标区域态势的感 知,第二步则是利用态势信息实现定位,学者们就这 两个问题开展了相关研究。态势感知方面,常用的 方法为空间插值法^[11]、参数构建法和混合构建法 等。但传统方法存在态势重构精度低或需要模型支 持的问题。文献[11]就态势重构精度的问题提出 了改进,以算法复杂度及开销的提升换取更高精度。 定位方面,文献[12]利用态势信息构建指纹数据 库,并通过所提优化算法实现室外快速匹配定位。 金峥嵘等人^[13]用 K-means 聚类算法结合电磁波传 播规律实现辐射源定位,但大量数据的情况下该方 案存在易陷入局部最优及运算量大的问题。

相较于其他算法,克里金(Kriging)插值重构电 磁态势数据有更好的性能表现,同时,其得到的结果 比较平滑^[14],有利于根据插值结果判断辐射源的个 数。因此,本文在运用电磁态势中接收信号强度指 示 RSSI 的基础上,研究改进布谷鸟搜索算法优化网 络中节点的感知位置,以较小的开销提升克里金插 值的精度,实现了节点初始部署不理想条件下目标 区域电磁态势感知,并结合峰值密度聚类(Density Peaks Clustering,DPC)算法^[15]的思想,确定区域内 辐射源可能的数量及初始聚类中心,提供给 Kmeans 算法用于辐射源定位,解决传统聚类方法在 缺乏先验信息的复杂环境下难以准确定位的问题。

1 算法设计

本文提出的辐射源定位方法的设想场景为可移 动的无人搭载平台搭载的具备侦察、通信能力的感 知节点,在目标区域内感知电磁态势,将数据上传到 数据处理中心,数据中心解算出辐射源位置,如图1 所示。



图 1 本文研究的定位场景

1.1 算法流程

由无人平台搭载的感知节点通过抛撒、预先布 设等方式部署在目标区域内,由于初始的部署往往 并不理想,会影响后续插值的精度,因此,根据感知 节点位置和感知信号情况,由布谷鸟搜索算法给出 各节点的最优位置;可移动无人平台根据布谷鸟搜 索算法得到的位置信息移动到相应位置后,感知节 点感知数据并传送到数据处理中心;处理中心根据 这些数据进行聚类处理,最后输出辐射源位置。算 法总体分为电磁态势感知和辐射源定位两部分,流 程如图 2 所示。



图 2 辐射源定位算法流程

首先根据需求,向待测区域随机部署一批可移 动感知节点,组成分布式电子战网络,用于采集、传 输和汇总参考辐射源的电磁数据。假设网络已对采 集的原始数据完成了滤波、降噪、平滑等处理。感知 节点的初始分布可能并不均匀,用该条件下获取的 电磁态势数据来进行空间插值会存在较大误差。此 时需要动态调整感知节点位置,根据感知节点采集 到的数据进行初步插值,在插值后的数据中找到梯 度变化大的若干位置作为关键点位,利用布谷鸟搜 索算法进行位置寻优。优化后的感知节点位置使得 节点分布均匀度提高,同时在关键点位分配了较多 数目的感知节点,利于插值精度的提高。

通过位置寻优后的插值完成对目标区域的电磁 态势感知,态势数据中蕴含了辐射源的位置信息,通 过对经过部分滤除后的数据进行 DPC 及 K-means 聚类,找到这部分态势数据的聚类中心,实现对辐射 源的定位。

1.2 电磁态势感知算法

1.2.1 位置寻优

感知节点的最优位置主要包括两个要点:一是 要尽量提高感知节点在目标区域内的均匀度;二是 要尽量覆盖区域内电磁信号变化剧烈的位置。针对 此问题,引入布谷鸟搜索(Cuckoo Search,CS)算法 来对感知节点的位置进行优化。

布谷鸟搜索算法^[16]是一种基于群体智能的优 化算法,最早由 Yang 等人^[17]提出,模拟了布谷鸟的 寻巢行为。该算法利用随机漫步和局部搜索策略来 探索解空间,并通过不同个体之间的信息交流实现 全局最优解的搜索。

在算法执行过程中,每个解被看作是一个鸟巢, 而可行解空间内的所有解则构成了一个鸟群。算法 根据当前最优解(最优鸟巢)并利用随机漫步和局 部搜索策略产生新的解(新的鸟巢),并将其加入鸟 群中。此外,算法还对鸟巢进行"清洗",以消除劣 质解并促进优质解的繁殖。通过这些操作,布谷鸟 搜索算法可以逐步收敛到全局最优解。

为减少每次迭代计算 Voronoi 多边形面积和均 匀度带来的计算开销,以子区域中节点未覆盖面积 作为目标函数进行优化,通过设置合适的感知范围, 迭代过程中节点之间的交叠会逐步减少,以达到分 布均匀度提高的目的。

基本的布谷鸟搜索算法的流程如图 3 所示。



图 3 布谷鸟搜索算法流程

在算法实现过程中,全局搜索采用的是莱维 (Levy)飞行的方法。莱维飞行的点,大多数时间只 在小距离范围内移动,偶尔才会有跨越大距离移动 的情况。这种运动方式和分子的布朗运动相似,并 且思想和自然界大多数动物觅食的方式很契合。莱 维飞行的方向由均匀概率分布产生,而步长需要结 合具体问题来确定。全局搜索的公式可以表示为

$$x_i^{i+1} = x_i^i + \alpha \otimes \text{Levy}(\lambda)_{\circ}$$
 (1)

式中:x_iⁱ 是鸟巢位置,x_iⁱ⁺¹ 是全局搜索后产生的新 解,i代表鸟巢的编号,而t代表迭代的代数;α表示 步长缩放因子,在取值时需要考虑问题的规模;⊗表 示点对点的乘法运算;Levy(λ)代表莱维飞行的路 径,可具体表示为

Levy(
$$\beta$$
) ~ $\frac{\gamma \times \mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}$ (2)

式中: μ 和 v 都服从(0, γ^2)的高斯分布; $\beta = 1.5$; $\lambda = 1+\beta$;

$$\gamma = \frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\frac{\beta\pi}{2})}{\Gamma\left[(\frac{1+\beta}{2}) \times \beta \times 2^{\frac{\beta-1}{2}}\right]^{\circ}}$$
(3)

式中:Γ是标准伽马函数。

在全局搜索中,将初步插值中梯度变化较大的 点作为关键点位,计算各个节点与其之间的距离差 作为距离补偿因子引入到位置更新公式中,具体 如下:

$$x_{i}^{t+1}, y_{i}^{t+1} = \begin{cases} x_{i}^{t} + \alpha \otimes \left(\frac{\gamma \times \mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} + D_{ij}(a) \right) \\ y_{i}^{t} + \alpha \otimes \left(\frac{\gamma \times \mu}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} + D_{ij}(b) \right) \end{cases}$$
(4)

式中:D;;为距离补偿因子,计算方法为

$$D_{ij} = \begin{cases} \Delta x_{ij} \times \max \text{ foot} \times e^{-F_{ij}} \\ \Delta y_{ij} \times \max \text{ foot} \times e^{-F_{ij}} \end{cases}$$
(5)

式中: $F_{ij} = \sqrt{\Delta x_{ij}^2 + \Delta y_{ij}^2}$ 为每个感知节点与关键节点 的距离;max foot 代表搜索移动时的最大步长。算 法利用位置补偿因子将这些位置信息融入到全局搜 索中,通过在原始布谷鸟重尾分布搜索鸟巢的方式 中加入该信息,即利用现位置和关键点的坐标差值 并将重尾分布和非线性变化相结合,从而使得布谷 鸟群在全局搜索时对所得到的位置进行非线性局部 优化,提高解的质量。

实现全局搜索更新位置后,还需要根据一个取 值在 0~1 的随机数 r 与发现概率参数 p_a 的大小关 系来是否进行最优解的局部搜索,更新位置,即当 r>p_a时,局部搜索更新位置,反之则保留当前位置。 局部搜索利用的公式为

$$x_{i}^{t+1} = x_{i}^{t'} + r \times (x_{j}^{t'} - x_{k}^{t'})_{\circ}$$
(6)

式中: $x_i^{t'}$ 是第 i 个鸟巢在第 t 代产生的全局解; $x_j^{t'}$ 和 $x_k^{t'}$ 分别表示在对应代的全局解中任意抽取的两个 解;r表示在 0 和 1 之间任意取值的随机数。

经过上述过程的反复迭代,区域内感知节点趋 于最优分布,达到预期的目的。

1.2.2 Kriging 插值

各节点按照上一节所提位置寻优算法移动到相 应位置,在最优位置采集电磁数据,数据中心根据采 集的数据进行插值。考虑 Kriging 插值在算法性能 上的优异表现,本文的电磁态势感知采用 Kriging 插 值来实现,具体如下:

设插值点 RSSI 值为 *Z*(*x_i*),其邻域范围内 *m* 个 感知节点接收的 RSSI 值为 *Z*(*x_j*),*j*=1,2,…,*m*,则 Kriging 插值法的估计公式为

$$Z^*(x_i) = \sum_{j=1}^{m} \lambda_j Z(x_j) \quad (7)$$

式中: λ_j 是邻域范围 *m* 个用于 RSSI 估计的 $Z(x_j)$ 的 权重。为了保证无偏估计,有 $\sum_{j=1}^{m} \lambda_j = 1$,且 $Z(x_j)$ 满 足二阶平稳。由此可得

$$E[Z(x_i) - Z(x_i)] = 0_{\circ}$$
(8)

要使 $Z^*(x_i)$ 为 $Z(x_i)$ 的无偏估计,即要求 x_i 估计方差最小:

$$\operatorname{Var}_{\min}(x_i) = \operatorname{Var}[Z(x_i) - Z^*(x_i)], \qquad (9)$$

引入 Lagrange 乘数 µ 求条件极值,可表示为

$$\frac{\partial}{\partial \lambda_i} E\left\{ \left[Z(x_i) - Z^*(x_i) \right]^2 - 2\mu \sum_{j=1}^m \lambda_j \right\} = 0_{\circ} (10)$$

式中:*j*=1,2,…,*m*。通过推导可得如下 Kriging 方 程组:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^{m} \lambda_j \gamma(x_i - x_j) + \mu = \gamma(x_i - x_j) \\ \sum_{j=1}^{m} \lambda_j = 1, j = 1, 2, \cdots, m \end{cases}$$

$$(11)$$

式中: $\gamma(x_i - x_j)$ 表示 x_i 与 x_j 之间的变异函数值。求 解方程(11)即可得到权重 λ_i 。

作为 Kriging 插值法的核心,变异函数的提出是 为了描述区域化变量的空间分布特征。通过已知点 的特征属性随空间位置变化的规律,变异函数可以 推断出未知点的属性值,其值可以通过如下公式进 行计算:

$$\gamma(\Delta x) = \frac{1}{2N(\Delta x)} \sum_{j=1}^{N(\Delta x)} \left[Z(x_j) - Z(x_j + \Delta x) \right]^2_{\circ}$$
(12)

式中: Δx 表示一对采样点的分离距离, $N(\Delta x)$ 表示 所有采样点对中距离相隔 Δx 的点对数。根据式 (12)求解不同分离距离的变异函数值即可拟合出 变异函数曲线 $\gamma(\Delta x)$ 。由该曲线可以得出邻域范 围内样本点属性与插值点属性之间的变异函数值, 代入方程组(11)即可求得 Lagrange 乘子 μ 和权重 λ_j 。通常利用线性模型、球形模型、高斯模型和指数 模型等现有变异函数模型对变异函数曲线进行最小 二乘法拟合。

1.3 电磁态势数据聚类定位算法

电磁波在传输过程中的衰减是非常复杂的,电 磁波的传输距离以及传播过程中的反射、折射、绕 射、色散均有可能对接收信号强度值产生影响,因 此,电磁波自由空间的传播模型直接运用到对数据 的聚类处理中难免会产生一定的误差,使聚类中心 和辐射源位置之间存在偏差。故本文在进行聚类处 理前,首先设定合适的阈值,滤除由上一节算法重构 出的 RSSI 值较小的数据点,在减少后续运算量的同 时,也避免了辐射源之间的部分影响;剩余数据和辐 射源的位置相关性强,对该部分数据进行聚类处理 能够将数据与辐射源的空间相关性提取出来,得到 辐射源位置的估计。

· 1850 ·

在事先不知道聚类类别数量的条件下,DPC 聚 类算法能够有效确定聚类中心数量,其基本思想是 通过计算每个数据点周围的密度来确定数据点的聚 类归属。在这个过程中,DPC 算法首先计算每个数 据点的局部密度,然后找到每个数据点距离最近的 高密度点并计算它们之间的距离,最后通过比较每 个数据点之间的距离和高密度点之间的距离确定每 个数据点的聚类归属。

DPC 算法对噪声数据有较好的鲁棒性,能够有效地处理不同形状、不同密度的数据集,且无需事先知道聚类中心数量,但是时间复杂度较高,对于大规模数据集的处理效率较低。在进行 DPC 聚类时,需要输入截断距离 d。这一参数。一般地,d。取辐射源的有效覆盖半径。而 K-means 算法在能获取聚类数量的条件下,具有高效和计算资源占用少的优点。因此,本文将两种算法结合起来,利用 DPC 算法给K-means 算法提供必要参数及初始聚类中心位置,减小 K-means 算法初始中心随机选取带来的风险。

为进一步提高算法在寻找辐射源位置的准确 性,本文将电磁信号一般传播规律引入到聚类算法 的距离度量中,把电磁信号 RSSI 值引入到距离的计 算中,接收信号强度更高的点到其他点的距离会更 小,即将距离公式修改为

distance $(x_i, X) = d(x_i, X) \cdot e^{Z^*(x_i) - 1}$ 。 (13) 式中: $d(x_i, X)$ 表示点 x_i 到区域内其他点 X 的欧氏 距离; $Z^*(x_i)$ 表示由上一节算法估计得到的点 x_i 处 的 RSSI 值; RSSI_{min}则是这些数据中强度最小值。 根据每个数据点到聚类中心的距离度量,将其划分 为若干类,即点 (x_i, y_i) 到第 k 个聚类中心的 distance 最小,便将其划为第 k 类数据 $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 。

通过对态势数据进行聚类处理,可以将辐射源 位置通过聚类中心估计出来,即第 k 个辐射源位置 (x_k,y_k)表示为

$$\begin{cases} x_{k} = \frac{1}{N_{k}} \sum_{i=1}^{N_{k}} x_{k,i} \\ y_{k} = \frac{1}{N_{k}} \sum_{i=1}^{N_{k}} y_{k,i} \end{cases}$$
(14)

式中: $(x_{k,i}, y_{k,i})$ 表示属于第 k 类的数据点坐标; N_k 是该类含有的数据点个数。

2 仿真实验

2.1 实验条件与评价指标

为了验证本文所提定位模型与算法的有效性,

在 Windows10 系统上使用 Matlab R2016b 软件进行 仿真实验与分析。

以4G-LTE 移动通信基站为实验对象,选取面 积为4 km×4 km 的某室外地区作为目标区域进行 仿真实验。实验中设置了4个通信基站作为待测辐 射源,通过网络优化软件对该地区内辐射源信号的 传播进行建模,然后以一定采样率采集目标区域内 的电磁数据,仿真分布式感知网络在不同测量点下 采集数据。

理想的频谱地图是连续的曲面,但实际应用时 通常用离散数据点组成的二维数组表示。仿真实验 中在 x 轴和 y 轴以 20 m 为间隔,对目标区域进行网 格化处理。不失一般性,本文使用网格顶点处的数 据表征该网格整体数据。在电磁态势动态感知阶 段,记总网格点数为 N,投放的感知节点个数为 N_r, 则感知节点占比可表示为

$$r = \frac{N_r}{N^{\circ}}$$
(15)

引入均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)作为电磁态势动态感知的评价指标,其计算 公式如下:

$$E_{\rm RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left[Z(x_i) - Z^*(x_i) \right]^2} \,.$$
(16)

式中: $Z(x_i)$ 表示 atoll 软件仿真中第i个网格的接收 信号强度; $Z^*(x_i)$ 表示感知算法估计的第i个网格 的信号强度。均方根误差越小表征地图恢复效果 越好。

本文选取定位误差和累积分布函数这两个指标 来衡量定位算法的性能。假设(x_i, y_i)为某基站的 实际位置, $(\tilde{x}_i, \tilde{y}_i)$ 为该基站的估计位置,定位误差 为两者之间的欧氏距离,即

$$E_{i} = \sqrt{(x_{i} - \tilde{x}_{i})^{2} + (y_{i} - \tilde{y}_{i})^{2}} \circ (17)$$

记 N_e为待估计辐射源数量,则平均定位误差表 示为

$$\overline{E} = \frac{1}{N_e} \sum_{i=1}^{N_e} E_{i\circ}$$
(18)

CDF 通过计算变量小于或等于某值的概率描述变量的概率分布,本文中定义为

$$F_X(E_i) = P(X \le E_i)_\circ \tag{19}$$

CDF 越早趋近 1,说明定位性能更稳定。

另外,本文还采用了结构相似性这一指标来定 性进行性能比较和分析。

2.2 实验结果与分析

图 4 比较了初始部署下克里金插值算法(表示

为初始部署 kga),普通布谷鸟优化的克里金插值算法(表示为普通布谷鸟优化 kga)以及本文所提优化感知插值算法在不同测量点占比情况下的电磁态势感知效果。本文算法中选取了初步插值中梯度变化前 10%数据中的随机 1%的点作为优化中的关键节点。从图 4 可以看出,随着测量点比例的增加,插值算法的 RMSE 均有所下降。布谷鸟搜索优化感知位置后,插值精度得到有效提高,而本文所提算法的 RMSE 始终低于随机布点的克里金插值以及普通布谷鸟优化后的插值,表明该算法是对目标区域的有效智能覆盖方案。



图 5 展示的是上述三种方案重构电磁态势得到 的电磁态势地图,可以看出,原始采样的克里金插值 在对目标区域电磁态势重构时,由于感知节点部署 的不理想,很多关键信息没有恢复出来,而通过布谷 鸟搜索优化位置后,感知效果得到明显提升,电磁态 势地图与原始电磁态势地图的结构相似性较高,本 文所提位置寻优方法得到的感知效果在三种方案中 最好。



图 6 为 DPC 聚类的决策图,横轴表示ρ,纵轴表 示δ,可以直观地反映出各样本点这两个量的分布 情况。只有同时具有较高ρ和δ的样本点才被考虑 为聚类中心,也可以认为这些样本点具有比其他点 更高密度的峰。从图 6 可以看出,得到的数据应聚 为4 类。



图 7 展示了不同阈值取值下定位误差的变化情况,可以看出,随着滤除数据的阈值从-80 dBm 到-65 dBm 变化,定位误差先是下降而后波动上升, 表明阈值取得过低时大量低相关数据的涌入使聚类 中心与辐射源真实位置发生偏差,而当阈值取得过 高时大量的数据被滤除,只剩下少数强度高的点,然 而通过插值恢复的数据并不一定准确,同时辐射源 位置也并不完全在强度的峰值位置,因此也会造成 定位误差增大的情况。综合考虑,本文采用 -74 dBm 作为数据预处理的阈值。



在1%采样率下,采用-74 dBm 作为数据预处 理的阈值,采用50 m 作为定位准确率的阈值,文献 [12]方法、文献[13]方法、传统 DPC 聚类算法和本 文方法得到的定位误差 CDF 如图 8,可见相较于前 两种算法,本文定位方法在误差为 50 m 时置信概 率为 0.35,而前三者仅为 0.21,0.15 和 0.10,本文 方法的累积定位误差明显小于另两种算法,表明定 位性能更稳定。表 1 中,本文方法的平均定位误差 最低,表明定位精度最高。综合两项实验结果可以 得出,结合 DPC 和 K-means 的聚类在定位精度上和 准确率上均有很大提升。



图 8 定位误差 CDF 比较

定位方法	平均定位误差/m
DPC 方法	101.94
文献[12]方法	78.84
文献[13]方法	118.45
本文方法	47.28

表1 三种方法的定位性能比较

实时性方面,感知节点根据位置寻优结果首次 进行位置调整时会受限于无人平台的移动速度及移 动路径的规划,一旦位置调整完毕就处于工作状态, 实时性主要由算法复杂度决定。算法复杂度中插值 部分约为 $O(N_r^2N)$,聚类部分的算法复杂度为 $O(n+n \ln n)$,其中n为设定阈值滤除后剩余的数据个数, 由于n通常远小于N,所以本文算法复杂度和实时 性相比文献[13]等主流算法要好。

3 结束语

本文在地面可移动无人平台的分布式感知网络 的基础上,研究了一种利用电磁态势进行定位的方 法。本文的研究背景是复杂条件下无任何先验信息 的态势重构与辐射源定位。实验结果表明,该算法 具有良好的定位进度。此外,本文研究的算法同样 适用于运动状态的辐射源定位,具体实现时可将运 动辐射源的定位转化为(某一时刻)静止状态下辐 射源的位置按一定时间间隔进行更新(时间间隔可 根据实际需求来确定),即通过电磁态势的实时感 知,持续地对电磁态势数据进行处理,再基于电磁态 势的定时刷新就可以实现辐射源的动态定位。但 是,电磁态势感知的精度会影响定位的准确性,如何 获得更高精度的电磁态势数据进而更加准确地定位 是下一步研究的方向。

参考文献:

- [1] 张靓. 战场电磁态势生成内涵与体系架构综述[J].
 舰船电子对抗,2022,45(1):6-10.
- [2] GIOVANNI P,FABIO A,ENGIDA Y G,et al. Bluetooth 5.1: an analysis of direction finding capability for high-precision location services[J]. Sensors,2021,21(11):1-16.
- [3] CHOWDHURY M H, ELDALY A, AGADAGBA S K, et al. Machine learning based hardware architecture for DOA measurement from mice EEG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2022, 69(1): 314-324.
- [4] SERGEI I, VLADIMIR K, VLADIMIR B, et al. RSS/ TDoA - based source localization in microwave UWB sensors networks using two anchor nodes [J]. Sensors, 2022,22(8):1-19.
- [5] SONG X, FAN X, XIANG C, et al. A novel convolutional neural network based indoor localization framework with WiFi fingerprinting [J]. IEEE Access, 2019, 7: 110698-110709.
- [6] ZHAO L, HUANG H, WANG W, et al. An accurate approach of device-free localization with attention empowered residual network[J]. Applied Soft Computing Journal, 2023, 137:1-11.
- [7] THORVALD H, SIGMUND V, ARNE E L, et al. Multiteam systems handling time-sensitive targets:developing situation awareness in distributed and co-located settings [J]. Frontiers in Psychology, 2022, 13:1–13.
- [8] 章广梅. 基于 AI 的无线网络感知技术研究综述[J]. 电讯技术,2022,62(5):686-694.
- [9] MAO Y, ZHU Y, TANG Z, et al. A novel airspace planning algorithm for cooperative target localization
 [J]. Electronics, 2022, 11(18):1-18.
- [10] HUANG H, CAO T, CHEN H, et al. Real-time sensing and visualization of electromagnetic situation based on multi-source information fusion [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1846(1):1-10.
- [11] MAO D, SHAO W, QIAN Z, et al. Constructing accurate

radio environment maps with Kriging interpolation in cognitive radio networks [C]//Proceedings of 2018 Cross Strait Quad-Regional Radio Science and Wireless Technology Conference. Xuzhou: IEEE, 2018:1–3.

- [12] LIU J, CHUAI G, GAO W. Outdoor location fingerprint based on optimized K-means clustering [C]//Proceedings of 2021 IEEE/CIC International Conference on Communications in China. Xiamen; IEEE, 2021;88–93.
- [13] 金峥嵘,王洁,陈丹彤,等.基于频谱测绘的辐射源定位[J].通信技术,2021,54(12):2644-2649.
- [14] ROMANIK J, GOLAN E, ZUBEL K, et al. Electromagnetic situational awareness of cognitive radios supported by radio environment maps[C]//Proceedings of 2019 Signal Processing Symposium. Krakow: IEEE, 2019:1-6.
- [15] CHEN L C, GAO S, LIU B X. An improved density peaks clustering algorithm based on grid screening and

mutual neighborhood degree for network anomaly detection [EB/OL]. [2023 - 05 - 15]. http://dx. doi. org/10. 1038/s41598-021-02038-z.

- [16] CHEUNG N J, DING X M, SHEN H B. A nonhomogeneous cuckoo search algorithm based on quantum mechanism for real parameter optimization [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(2):391–402.
- [17] YANG X. Cuckoo search and firefly algorithm: theory and applications [M]. Berlin: Springer, 2014.

作者简介:

刘金帆 男,1999 年生于四川德阳,硕士研究生,主要 研究方向为辐射源定位和电子侦察。

沈哲贤 男,1993 年生于江苏常州,2021 年获博士学位,现为讲师,主要研究方向为无线通信网络和物理层安全。

常 超 男,1989 年生于河南焦作,2017 年获博士学 位,现为讲师,主要研究方向为无线网络安全与态势感知。