

一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法

刘金帆, 王红军, 徐浩然

(国防科技大学电子对抗学院, 合肥, 230037)

摘要 针对传统的基于传播特性的定位方法存在数据敏感且在采样不足时定位偏差大的问题, 在可获取目标区域局部电磁传播特性的条件下, 基于电磁态势重构提出了一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法, 通过最大似然估计拟合出电磁数据, 将该电磁数据与重构得到的目标区域原始电磁数据进行窗口滑动匹配, 估计出辐射源的可能位置。仿真实验结果表明, 文中所研究的算法在 0.1 感知节点占比条件下, 定位误差小于 64.7 m, 且所需时间仅为 0.334 s。

关键词 辐射源定位; 分布式感知网络; 无源定位; 电磁态势; 数据匹配

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2025.01.006

中图分类号 TN975 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2025)01-0042-08

A Radiation Source Location Algorithm Based on Electromagnetic Situation Data Matching

LIU Jinfan, WANG Hongjun, XU Haoran

(Institute of Electronic Countermeasure, Nation University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract In order to solve the problems of low information utilization and low positioning reliability in the complex battlefield electromagnetic environment, and the difficulty of building an electromagnetic situation database to train deep learning models, this paper proposes a radiation source localization algorithm based on electromagnetic situation data matching. The propagation characteristics under this condition are extracted from the electromagnetic data of the target area, and the propagation data under the visual condition is constructed, and the two parts of the data are matched by window sliding to estimate the possible location of the radiation source. The simulation experiment results show that the algorithm studied in this paper has an average positioning error of less than 64.7 m under the condition of 0.1 perception node proportion, and the required time is only 0.334 s.

Key words radiation source location; distributed perception network; passive localization; electromagnetic situation; data matching

在电子战的对抗过程中, 对敌方电磁信号辐射源的精确定位是极其重要的一个环节^[1-2]。传统的

基于信号到达时间(TOA)、到达时间差(TDOA)、到达角度(AOA)的定位方法^[3-6], 利用2个或多个

收稿日期: 2024-06-05

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61971473)

作者简介: 刘金帆(1999—), 男, 四川德阳人, 硕士生, 研究方向为电子侦查、辐射源定位。E-mail: liujinfan553@qq.com

通信作者: 王红军(1968—), 男, 江苏镇江人, 教授, 博士生导师, 研究方向为电磁态势感知、无线通信网络。E-mail: wanghongjun17@nudt.edu.cn

引用格式: 刘金帆, 王红军, 徐浩然. 一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法[J]. 空军工程大学学报, 2025, 26(1): 42-49. LIU Jinfan, WANG Hongjun, XU Haoran. A Radiation Source Location Algorithm Based on Electromagnetic Situation Data Matching[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2025, 26(1): 42-49.

测量站采集到的到达时间、到达角度等信息,运用交叉定位的原理,由辐射参数提取出的 2 条辅助线交汇得到辐射源的位置。但上述方法在复杂环境下由于部分测量站获取信息的不准确会导致交汇定位存在较大的误差,难以保证定位的可靠性^[7]。因此,亟需开展新体制辐射源定位算法的研究。

近年来,在认知无线电技术^[8]的推动下,基于分布式网络架构的电磁态势感知技术以及辐射源定位技术越来越受到各国的重视,相关研究得到持续深入的开展^[9-11]。相较于传统的定位方法,基于电磁态势的辐射源定位主要做出了 3 点突破:通过区域电磁态势感知实现辐射源定位,无需依赖视距传输条件;利用分布式感知网络实时获取区域电磁信息,能在缺乏环境先验信息条件下为辐射源定位提供数据支撑;能在非合作条件下对目标定位,尤其适用于多辐射源场景。同时实现上述定位过程仅需要采集目标区域中部分点的电磁数据,便可重构分析出辐射源的位置信息,因而,在复杂环境下,基于电磁态势的定位具有不可替代的优势^[12-14]。文献[15]基于形态学图像处理技术,提出了一种最大似然估计辅助的特征提取(maximum likelihood aided context feature extraction, MLACFE)算法,该算法实现了从电磁数据中分析出辐射源位置、天线辐射模式和电磁信号传播模型等信息,仿真实验结果表明,MLACFE 算法在定位精度上与传统的基于 RSSI 的最大似然估计法相近的情况下,计算时间减少了约 3 个数量级,但是其方法对采集的数据敏感,在噪声干扰较大及采样不足时表现欠佳。文献[16]通过局部采样无线电信号强度并估计二维 RSSI 梯度,将 RSSI 信息整合到探索算法中,避免了随机或穷举式的探索。实验结果表明该探索算法可以动态地优先处理候选边界,并成功定位辐射源。另外,相关研究也指出,指纹定位的方法对存在多径效应和阴影衰落的复杂电磁环境有较好的适应性^[17]。文献[18]研究了一种基于 CSI 相位信息和集成学习方法训练指纹图谱的 Adaboost 定位系统,该系统采用密度聚类算法剔除异常数据、生成指纹图谱,通过 Adaboost 算法调整训练集样本权重,利用置信水平实现位置坐标回归。但应当注意的是,指纹库的构建需要有大量的实测数据作为支撑,这在实际的运用中往往存在很大难度,尤其是对于非合作方的辐射源特性,采集足够多的数据为其构建指纹极其困难。同时,将采集到的电磁数据再转换为图像进行后续处理,也会一定程度上带来信息的损失,即像素点个数与区域网格划分不匹配、像素值与电磁信号值不完全对应等。同时,上述方法均存在辐射源定

位时效性较差的问题。

因此,本文基于重构出的电磁态势数据,提出了一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法。首先通过最大似然特征拟合出电磁数据的电波传播的路径损耗因子,建立路损的经验模型,而后据此构建仿真环境下的电磁传播数据,最后将仿真数据与重构得到的数据进行匹配,最终得到辐射源位置,提高定位的准确度和时效性。

1 算法建模

为了更好地从电磁态势中获取有关辐射源位置的信息,本文研究了一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法。该算法主要包括损耗因子拟合、传播数据构建和数据匹配定位 3 个部分。算法的具体架构如图 1 所示。

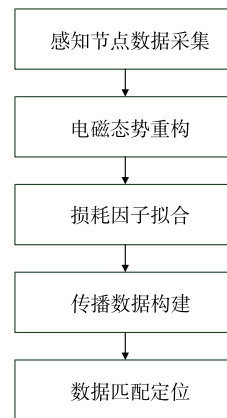


图 1 算法架构

Fig. 1 Algorithm architecture

损耗因子拟合旨在从重构的电磁态势数据中提取电磁波的传播特性。在此基础上,传播数据构建利用提取到的传播特性,在仿真环境下构建符合该传播特性的电磁数据;数据匹配定位阶段将插值得到的目标区域内电磁数据与根据传播特性构建的电磁数据进行窗口滑动最小二乘匹配,得到原数据中最符合传播特征的矩阵块,用以辐射源位置的估计。

1.1 电磁态势重构

为实现对目标区域电磁态势的重构,首先需要对区域进行网格化划分,以网格内感知节点采集的数据表征该网格的电磁态势,进而可以利用电磁态势重构算法对未知网格点的态势进行估计。

电磁态势的重构主要有直接法、间接法和混合法^[19],间接法需要依靠电磁传播、辐射源参数等先验信息才能实现,因而运用较多的仍是直接插值的方法。以插值方法中效果较好的 Kriging 插值^[20-21]为例,其最早用于地理学的预测与估计,在地理统计的运用中,Kriging 插值首先做出了以下假定:一点

的属性值与其周围点的属性值有关,且可以由其周围点的属性值推导出。地理学第一定律指出,所有事物都与其他事物相关,但最近处的事物比远处的事物更相关,这一理论转化到 Kriging 插值中,变成了其核心思想,即两点属性值的差异性与二者间距离在一定距离范围内成正相关。将上述思想转化为数学表达,得到 Kriging 插值的计算式为:

$$\hat{z}_i = \sum_{j=1}^n z_j W_j \quad (1)$$

式中: $\hat{z}_i$ 为待估计位置 x_i 的属性值,即该位置处的 RSSI 值; z_j 为在位置 x_j 处的 RSSI 值; W_j 为其对应的权重; n 为待估计点邻域内已知属性值点的数量。

假设空间满足二阶平稳的条件,即:

$$\begin{cases} E[z_p - z_q] = 0 \\ \text{Var}[z_p - z_q] = E\{[z_p - z_q]^2\} \end{cases} \quad (2)$$

在此之上,使插值估计的方差最小,则有:

$$\text{Var}_{\min}(z_i) = \text{Var}(\hat{z}_i - z_i) = E[(\hat{z}_i - z_i)^2] \quad (3)$$

在满足上述基本假设的条件下,引入 Lagrange 乘数 μ 求条件极值,可表示为:

$$\frac{\partial}{\partial W_i} E\{[z_i - \hat{z}_i]^2 - 2\mu \sum_{j=1}^n W_j\} = 0 \quad (4)$$

式中: $j=1,2,\dots,n$,通过推导可得如下 Kriging 方程组:

$$\begin{cases} \sum_{j=1}^n W_j \gamma(x_i - x_j) + \mu = \gamma(x_i - x_j) \\ \sum_{j=1}^n W_j = 1 \\ j = 1, 2, \dots, m \end{cases} \quad (5)$$

式中: $\gamma(x_i - x_j)$ 为位置 x_i 与位置 x_j 之间的半变异函数值,用于描述变量的空间分布特征,定义为:

$$\gamma(x_i - x_j) = \frac{1}{2} E[(z_i - z_j)^2] \quad (6)$$

变异函数衡量了空间变量之间的距离与相关性的关系。通常情况下,半变异函数的数值首先随着测量点之间距离的增大而增大,并在到达某个距离值后趋于平缓,表明大于此距离值的测量点不具备相关性。实际应用中,由于测量点有限且在区域中离散分布,无法得到半变异函数的理论值,因此用实验半变异函数代替理论半变异函数,即:

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{j=1}^{N(h)} [z_j - z_j(h)]^2 \quad (7)$$

式中: h 为一对测量点的分离距离; $N(h)$ 为间隔为 h 的测量点对数; $z_j(h)$ 为与某一测量点距离 h 的 RSSI 值。

由式(7)计算出不同间隔距离对应的实验半变异函数值后,选用合适的模型就可以拟合得到任意

间隔距离的半变异函数值,常用的拟合模型有高斯模型、指数模型、幂函数模型和球状模型,本文采用指数模型进行拟合。

根据拟合得到的 $\gamma(h)$,可以得到待插值点与测量点之间的半变异函数值,代入式(5)中可得:

$$\begin{pmatrix} W_1 \\ W_2 \\ \vdots \\ W_n \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_{x_1 x_1} & \gamma_{x_1 x_2} & \cdots & \gamma_{x_1 x_n} & 1 \\ \gamma_{x_2 x_1} & \gamma_{x_2 x_2} & \cdots & \gamma_{x_2 x_n} & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \gamma_{x_n x_1} & \gamma_{x_n x_2} & \cdots & \gamma_{x_n x_n} & 1 \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 0 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \gamma_{x_1 x_i} \\ \gamma_{x_2 x_i} \\ \vdots \\ \gamma_{x_n x_i} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

此时可以计算出 Kriging 插值算法的权重,进而根据式(1)完成待插值点的插值估计。

1.2 损耗因子拟合

由于电磁波传播的本质特征,电磁信号在无线信道中传播会产生衰落,即由路径或传播介质变化而引起的接收信号功率随时间变化的现象,主要包括路径损耗、阴影衰落和多径衰落^[22]。而在辐射源定位任务中,常将路径损耗作为主导,用以描述平均接收信号强度随距离的变化关系,路径损耗具体指的是信号从辐射源发射到接收端接收到信号时所产生的功率衰减,这种功率衰减发生的原因是随着信号在空间中传播距离的增加,接收端单位面积上收到的功率逐渐减少,以及传播过程中与空气及其他杂质分子发生的能量吸收及散射、折射等效应。

为描述在真实环境中的信号传播,学者们提出了一些接近现实的路径损耗模型,如 Okumura-Hata 模型、COST231 Hata 模型、Longley-Rice 模型和经验模型等,利用这些基于实测数据建立的模型对不同传播环境进行描述。

在实际情况中,经常采用经验模型来描述路径损耗。其中,对数距离模型是一种广泛使用的经验模型,它忽略了天线增益等复杂因素,直接关注距离对路径损耗的影响,可以得到以 dB 为单位的路径损耗公式,更便于数据处理和分析:

$$PL = P_{tx} - P_{rx} = PL_0 + 10\alpha \lg\left(\frac{d}{d_0}\right) \quad (9)$$

式中:PL 为路径损耗(dB); P_{tx} 为辐射源的发射功率(dB); P_{rx} 为感知节点处的接收功率(dB); α 为路径损耗指数; d 为辐射源与感知节点之间的距离; d_0 为参考距离; PL_0 为参考距离处的路径损耗。一般地,参考距离设为 1 m,则式(9)可转换为:

$$P_{rx} = -10\alpha \lg d + C \quad (10)$$

式中: C 为与辐射源功率有关的常数。

$$C = P_{tx} - PL_0 \quad (11)$$

由式(10)和式(11)可知,感知节点和辐射源之间的距离 d 与其采集的 RSSI 数据 P_{rx} 存在对数函数关系。为了从采集的电磁数据中获取到该条件下的一般损耗模型,基于感知节点采集重构出的 RSSI 数据和各数据点之间的距离,对 d 和 P_{rx} 用最小二乘法进行对数函数拟合,得到经验模型的表达式,据此完成目标区域内的传播特征提取。

设有获取到的观测数据 $\{(d_i, P_{rx,i})\}_{i=1}^n$, 其中 $P_{rx,i}$ 为在距离 d_i 下的接收信号强度,则似然函数可以表示为:

$$L(\alpha) = \prod_{i=1}^n P(P_{rx,i} | d_i, \alpha) \quad (12)$$

由于功率损耗是确定的,实际上可通过最大化概率密度对似然函数简化,即:

$$L(\alpha) = \prod_{i=1}^n \delta(P_{rx,i} - (P_{tx} - PL_0 - 10\alpha \lg(d_i))) \quad (13)$$

式中: $\delta(x)$ 为狄拉克函数。

对数似然函数为:

$$\ln L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \ln \delta(P_{rx,i} - (P_{tx} - PL_0 - 10\alpha \lg(d_i))) \quad (14)$$

由于狄拉克函数的性质,对数似然函数在观测值与预测值不完全匹配时为负无穷大,因此采用最小二乘法估计 α 的值。

为了从给定的 RSSI 数据矩阵中拟合出路径损耗因子,本文采用峰值最快速下降的方法来实现,具体有以下几个步骤:

步骤 1 数据预处理。对 RSSI 数据进行预处理,包括去噪、平滑等操作,以减少测量误差和随机噪声对模型提取的影响。

步骤 2 峰值检测。检测 RSSI 数据中的局部峰值,一般情况下,这些峰值大致对应了辐射源的位置,由局部峰值沿接收信号强度最快速下降的方向选取 d 和 P_{rx} 数据。

步骤 3 参数拟合。得到 d 和 P_{rx} 后,就可以利用最大似然估计进行经验模型的拟合,从而得到路径损耗因子 α 。

1.3 传播数据构建

通过第 1.1 节和第 1.2 节的算法,可以完成对电磁传播损耗特征的提取,用以建立符合该目标区域的路径损耗经验模型。再通过该经验模型,构建仿真传播的数据矩阵 S ,以实现采样重构得到的目标区域内的电磁数据矩阵 R 的匹配。

电磁态势的重构是以网格化的形式实现的,其中,网格的大小设置为 $20 \text{ m} \times 20 \text{ m}$,本文设置的目标区域为 $4 \text{ km} \times 4 \text{ km}$,即共划分了 200×200 个数

据点,构成了 200×200 大小的重构数据矩阵 R ,其相邻行列数据之间的距离间隔也为 20 m 。

$$R = \begin{bmatrix} r_{1,1} & r_{1,2} & \cdots & r_{1,200} \\ r_{2,1} & r_{2,2} & \cdots & r_{2,200} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{200,1} & r_{200,2} & \cdots & r_{200,200} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: $r_{i,j}$ 为在该传播条件下接收点 (i,j) 处接收到的信号强度。

为了便于后续的数据匹配,仿真数据矩阵 S 构建时利用所重构的电磁态势数据,即根据矩阵 R 推断出信号强度数值相对较大的区域,为确保区域中辐射源个数有且只有 1 个,将区域边长设置为矩阵 R 中各局部峰值两两之间距离最小值的一半,即:

$$m = n = \frac{1}{2} \min(l_{ij}) \quad (16)$$

式中: (m,n) 为仿真数据矩阵 S 的大小; l_{ij} 为矩阵 R 中各局部峰值之间的距离。

由于需要根据传播的特性来匹配辐射源位置,这就要求用于匹配的仿真数据矩阵 S 内的数据需要尽可能地反映出辐射源所发射的电磁波在特定传播环境下的分布特征,利用矩阵 R 中的局部峰值通过传播模型拟合实现仿真数据矩阵 S 的构建。

此外,还需要确定仿真数据矩阵 S 中辐射源的位置和发射功率,为了便于匹配后解算辐射源位置,辐射源的位置可以假定在区域的中心位置,选择重构数据矩阵 R 中的局部峰值作为仿真数据矩阵 S 中辐射源的发射功率。根据式(10)和式(11)的模型,可以得到仿真数据矩阵 S :

$$S = \begin{bmatrix} s_{1,1} & s_{1,2} & \cdots & s_{1,n} \\ s_{2,1} & s_{2,2} & \cdots & s_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{m,1} & s_{m,2} & \cdots & s_{m,n} \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中: $s_{i,j}$ 为在该传播条件下接收点 (i,j) 处接收到的信号强度。根据式(10)和式(11),计算得出:

$$s_{i,j} = -10\alpha \lg d_{i,j} + P_{tx} - PL_0 \quad (18)$$

式中: $d_{i,j}$ 为接收点 (i,j) 到中心点也即模拟的辐射源的距离; P_{tx} 为模拟辐射源的发射功率,在仿真时可以设置为重构电磁数据中局部峰值的功率值,以使仿真出的电磁信号与重构数据更接近。

1.4 电磁态势数据匹配定位

常见的室内 RSSI 位置指纹的定位方法的核心思想是在离线阶段采集大量的实测数据建成位置指纹数据库,根据采集点网格尺寸建立相应粒度的物理空间位置与 RSSI 指纹索引之间的联系,然后在线定位阶段根据待测位置所接收到的信号强度反查位置指纹数据库,通过特定的匹配算法计算预测结果并输出。该方案需要提前在各个可能的位置采集

RSSI 数据用以建立指纹数据库,在定位时,用新采集到的数据与数据库中的指纹数据匹配,以最接近的位置作为定位的结果。这种方案的依据是由于环境的影响,电磁波在传播过程中会产生多种衰落,在室内时尤以多径衰落为主,该效应使得在每个位置接收到的信号强度、时延等特征都是独一无二的,故而可以一一匹配进行定位。

而在室外辐射源定位的场景中,通过实际采集信号难以建立数据库,同时不仅存在多径衰落,还存在路径损耗,使得不同的位置接收到的信号强度可能一样,单一的信号强度信息已不能与位置一一对应。因此上述方案并不完全适用。而电磁态势重构算法得到的电磁态势可以反映出目标区域的电磁信号分布情况,其中涵盖了辐射源的位置信息。辐射源在不同的位置上,该区域内电磁信号强度的分布情况也会不同,即不同的信号强度分布与辐射源位置对应。

按照室内指纹定位的思路,将不同辐射源位置下的电磁信号强度分布均加以采集构建数据库,然后再由实时采集到的电磁数据与数据库数据匹配定位,虽然在理论上是可行的,但实际上,由于目标区域是数公里边长的户外环境,以 20 m 为网格边长划分也会有数万个网格点,同时,区域内存在多个辐射源,使得构建指纹数据库的难度更大。因此,有必要转换思路,用一个小区内确定的电磁分布去匹配目标区域的电磁数据,以小区域去遍历搜索目标区域来匹配电磁数据分布。

在获取该区域传播模型的基础上,数据匹配定位则通过对数据矩阵的匹配分析该区域内的电磁分布趋势,推断出其中可能存在辐射源的位置。辐射源数据匹配定位算法的流程如图 2 所示。

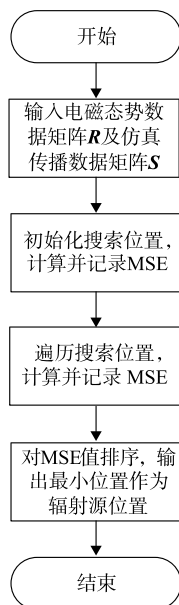


图 2 定位算法流程

Fig. 2 Flow chart of the positioning algorithm

为了确保完成对区域内所有可能位置的搜索,数据匹配定位阶段采用窗口滑动搜索的方法对原数据矩阵进行遍历,将仿真数据矩阵 $\mathbf{S}$ 作为搜索窗,对重构数据矩阵 $\mathbf{R}$ 进行匹配分析。匹配过程可以采用最小均方误差 MSE 或最大相关系数等指标来度量相似度。最小均方误差公式为:

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (s_{ij} - r'_{ij})^2 \quad (19)$$

式中: m 和 n 分别为仿真数据矩阵 $\mathbf{S}$ 的行数和列数; r'_{ij} 为重构数据矩阵 $\mathbf{R}$ 中对应于匹配仿真数据矩阵 $\mathbf{S}$ 中的元素。

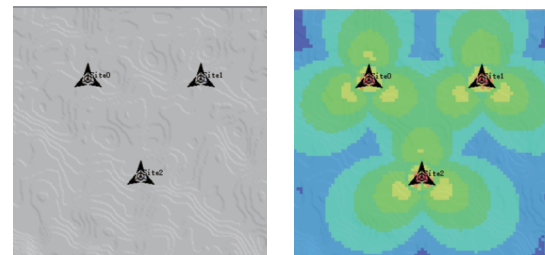
通过最小化均方误差 MSE,可以找到最佳匹配位置,从而估计辐射源的实际位置。即通过仿真数据矩阵 $\mathbf{S}$ 的搜索,使得仿真辐射源位置 (x_s, y_s) 对应的 MSE 最小,得到估计的辐射源位置 $(\hat{x}_s, \hat{y}_s)$ 为:

$$(\hat{x}_s, \hat{y}_s) = \arg\min_{(x_s, y_s)} \text{MSE} \quad (20)$$

2 仿真实验与分析

2.1 实验环境构建

本文实验基于 AoToll 网络优化软件实现,以 4G-LTE 移动通信基站为对象,采用 Okumura-Hata 模型仿真电磁数据。目标区域设定为 4 km × 4 km 的某户外地区,区域中设置了 3 个辐射源,如图 3(a)所示。仿真实验中得到的目标区域实际电磁信号覆盖如图 3(b)所示,其中颜色越亮表明信号强度越大,反之信号强度越小。



(a) 辐射源位置

(b) 信号覆盖情况

图 3 实验环境构建

Fig. 3 Construction of the experimental environment

以 20 m 为最小网格边长对目标区域进行网格化处理,将目标区域左下角作为原点建立直角坐标系。各辐射源参数均按照基站的标准设置。不同频率的辐射源,按照频率划分各自重构电磁态势,相同频率的辐射源,则通过辐射源识别的算法加以区分。为便于展示,本文选择了 3 个相同频率的辐

射源。

模拟以随机部署的方式向目标区域中布设若干数量的感知节点,感知节点采集电磁信号的 RSSI 数据,用以重构目标区域电磁态势并用于辐射源定位算法。

2.2 评价指标选取

评估辐射源定位的性能,主要考虑定位精度和定位稳定性。

定位精度是评估定位性能最重要的指标,能够直接反映出定位效果的优劣,可以使用绝对定位误差、平均定位误差、几何精度因子(geometrical dilution of precision, GDOP)、克拉美罗下界 CRLB (Cramer-Rao lower band, CRLB)、圆概率误差(circular error probable, CEP)等衡量。平均定位误差能最直观地反映对辐射源目标定位的准确性,在定位精度上,选取该指标用以衡量算法性能。

假设二维空间中辐射源目标的实际位置坐标为 (x, y) , 定位算法得到的估计位置坐标为 $(\hat{x}, \hat{y})$, 二者之间的误差为:

$$E = \sqrt{(x - \hat{x})^2 + (y - \hat{y})^2} \quad (21)$$

平均定位误差定义为:

$$\bar{E} = \frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} E_i \quad (22)$$

式中: N_t 为辐射源的数量。由式(22)可知,平均定位误差是多个辐射源目标绝对定位误差的均值。

定位稳定性表示定位算法的偏差范围,可以使用误差累积分布函数(cumulative distribution function, CDF)衡量。

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。误差 CDF 定义为:

$$F_X(E) = P, \quad X \leq E \quad (23)$$

假设进行了 T 次独立实验,每次实验得到的绝对定位误差为 $E_t (t=1, 2, \dots, T)$, 则:

$$P = \frac{t}{T}, \quad X \leq E_t \quad (24)$$

由式(24)即可得到辐射源定位的误差 CDF 曲线。误差 CDF 曲线越早趋于平缓,说明定位算法的稳定性更高。

2.3 结果分析

为了验证本文算法利用仿真传播数据矩阵搜索定位的有效性,利用克里金插值算法重构电磁态势,并获取基本的传播损耗模型。沿局部峰值下降来拟

合路径损耗的经验模型如图 4 所示。

图 4 中,接收信号的强度随着距离呈对数趋势下降,拟合的结果基本符合电磁波的传播规律。根据拟合得到的曲线,可以得出目标区域电磁波传播的经验模型的路径损耗因子 $\alpha = 2.408$ 。

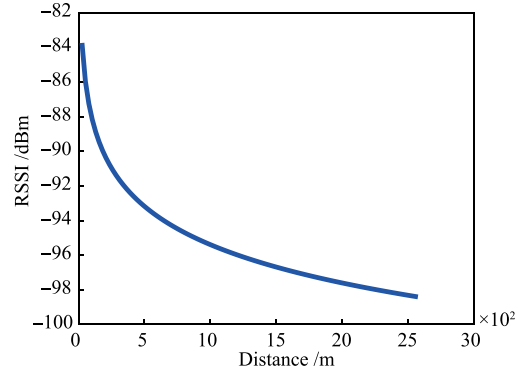


图 4 损耗模型拟合结果

Fig. 4 Fitting results of loss model

根据此经验模型,根据前述的 S 所对应的面积范围内有且只有 1 个辐射源且辐射源处于该区域中心位置的假定,仿真出辐射源的电磁数据,用以对原数据进行辐射源的逐个匹配定位。为了进一步分析本文所提指纹定位算法的性能,在相同实验环境下分别运行 MLACFE 算法^[15]、RSSI-RCWC 算法^[16]、文献[21]算法和本文算法进行独立重复实验,统计 500 次实验的结果,对定位结果进行对比分析。定位精度对比结果如图 5 所示。

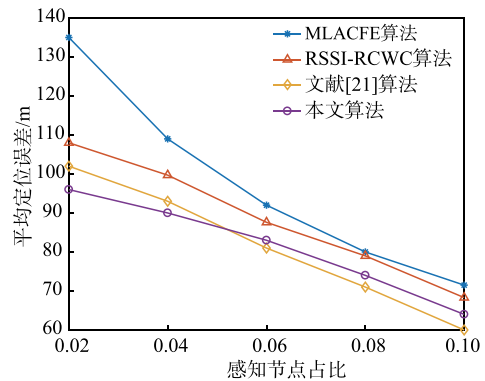


图 5 定位精度对比

Fig. 5 Comparison of positioning accuracy

图 5 中,在低感知节点占比下,本文算法的平均定位误差最低,表明其定位的精度最高。随着感知节点占比增加,文献[21]算法和本文算法的平均定位误差接近,低于其他 2 种算法的平均定位误差。

MLACFE 算法、RSSI-RCWC 算法、文献[21]算法和本文算法在感知节点占比为 0.02 时的定位

稳定性对比结果如图 6 所示。

图 6 中,本文所提出的辐射源定位算法相较于其他几种算法,误差累积概率能更快收敛到概率 1,表明定位性能更稳定。

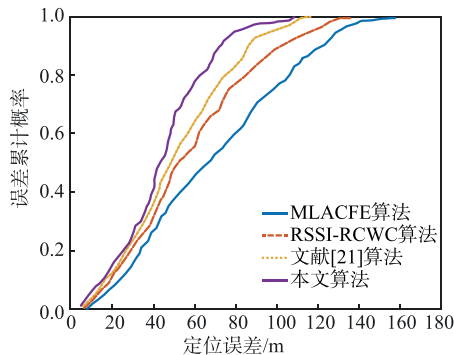


图 6 定位稳定性对比

Fig. 6 Comparison of Positioning Stability

在定位的精度和稳定性方面,本文所提算法具有一定优势,但性能与文献[21]算法接近。文献[21]方法需要有较好的电磁态势重构做支撑,故而在低感知节点占比时表现稍差,同时,由于不需要反复迭代,本文所提定位算法在时效性上也具有一定优势,在 Windows 10 操作系统 Intel core i7 处理器环境下进行实验,记录各算法运行时间如表 1 所示。

表 1 不同算法运行时间比较

Tab. 1 Comparison of running time of different algorithms

算法	MLACFE 算法	RSSI-RCWC 算法	文献[21] 算法	本文 算法
运行时间/s	1.452	1.685	0.986	0.334

从表 1 可以看出,在保证定位精度的前提下,本文所提算法的时效性得到了有效提升,算法运行时间明显少于其他几种定位算法,可以实现辐射源目标的近实时匹配定位。

综上所述,本文提出的定位算法在定位精度和定位稳定性方面均有一定优势,取得了良好的定位效果,同时定位的时效性也得到了明显提高。在实际应用时如果能够提前准确地获取目标区域的电磁传播特性,能够进一步提升定位性能。

3 结语

本文研究了一种基于电磁态势数据匹配的辐射源定位算法,在以大量电磁数据构建电磁态势数据库来提升精度与实际运用中做了折衷,利用电磁数据构建传播模型以实现目标区域电磁态势数据的匹配定位。该算法首先从重构的电磁数据中提取电

波传播特征,然后基于该传播特征构建仿真电磁传播数据,最后将仿真传播数据与采集重构的真实数据进行匹配搜索,得到辐射源的位置坐标。实验结果表明,本文所提出的辐射源定位算法具有良好的定位精度、稳定性和时效性,可以在电磁数据库不完备的条件下实现辐射源的定位。

参考文献

- [1] 苏周,刘飞,许晓剑,等. 智能化电子战装备发展研究[J]. 舰船电子对抗, 2023, 46(4): 9-13, 18.
SU Z, LIU F, XU X J, et al. Research into Development of Intelligentized Electronic Warfare Equipment [J]. Shipboard Electronic Countermeasure, 2023, 46(4): 9-13, 18. (in Chinese)
- [2] 杨蔚,高祺,王渊,等. 俄乌冲突中电磁频谱应用分析[J]. 航天电子对抗, 2023, 39(3): 1-4, 20.
YANG W, GAO Q, WANG Y, et al. Analysis of Electromagnetic Spectrum Application in the Russian-Ukraine Conflict [J]. Aerospace Electronic Warfare, 2023, 39(3): 1-4, 20. (in Chinese)
- [3] DOGANCA Y K, HMAM H. 3D TDOA Emitter Localization Using Conic Approximation [J]. Sensors, 2023, 23(14): 6254.
- [4] GU Z F, TANG H Y, YUAN X B. A Robust Semidefinite Source Localization TDOA/FDOA Method with Sensor Position Uncertainties [J]. IEICE Transactions on Communications, 2021, 104(4): 472-480.
- [5] 周宏兵,刘力歌,赵迦勒,等. 无人机遂行编队飞行中的纯方位无源定位[J]. 南阳师范学院学报, 2024, 23(1): 53-57.
ZHOU H B, LIU L G, ZHAO J L, et al. Pure Azimuth Passive Positioning in Formation Flight of UAVs [J]. Journal of Nanyang Normal University, 2024, 23(1): 53-57. (in Chinese)
- [6] KANTERS N, GLAZUNOV A A. A Supervised Learning Framework for Joint Estimation of Angles-of-Arrival and Number of Sources [J]. IEEE Access, 2022, 10: 112086-112099.
- [7] 郁春来,张元发,万方. 无源定位技术体制及装备的现状与发展趋势[J]. 空军雷达学院学报, 2012, 26(2): 79-85.
YU C L, ZHANG Y F, WAN F. Actuality and Development Trend of Passive Location Technical System and Equipment [J]. Journal of Air Force Radar Academy, 2012, 26(2): 79-85. (in Chinese)
- [8] 黄知涛,王翔,赵雨睿. 认知电子战综述[J]. 国防科技

- 大学学报,2023,45(5):1-11.
- HUANG Z T, WANG X, ZHAO Y R. Overview of Cognitive Electronic Warfare[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2023, 45(5): 1-11. (in Chinese)
- [9] 谭学治,姜靖,孙洪剑. 认知无线电的频谱感知技术研究[J]. 信息安全与通信保密, 2007, 5(3): 61-63.
- TAN X Z, JIANG J, SUN H J. Research on Cognitive Radio Technology[J]. China Information Security, 2007, 5(3): 61-63. (in Chinese)
- [10] 冯德俊,朱江,李方伟. 战场电磁态势感知关键技术研究[J]. 数字通信, 2013, 40(5): 20-23, 27.
- FENG D J, ZHU J, LI F W. Key Technology Research of Electromagnetic Situation Awareness in Battlefield[J]. Digital Communication, 2013, 40(5): 20-23, 27. (in Chinese)
- [11] 韩梅,刘堃,贝磊. 战场空间电磁态势的可视化[J]. 电子信息对抗技术, 2015, 30(3): 68-71.
- HAN M, LIU K, BEI L. The Visualization of Battlefield Space Electromagnetic Situation[J]. Electronic Information Warfare Technology, 2015, 30(3): 68-71. (in Chinese)
- [12] KANG S Y, KIM T H, CHUNG W Z. A Novel Clustering Method for Multi-Target Localization Based on Unidentified RSS/AOA Measurements in Wireless Sensor Networks[J]. The Journal of Korean Institute of Electromagnetic Engineering and Science, 2021, 32(9): 816-825.
- [13] HAN X, XUE L, SHAO F C, et al. A Power Spectrum Maps Estimation Algorithm Based on Generative Adversarial Networks for Underlay Cognitive Radio Networks[J]. Sensors, 2020, 20(1): 311.
- [14] TONG C X, HU C J, ZHANG X, et al. Mining Radio Environment Maps from Measurements in SDR Based Self-Organizing Networks [C]//2020 Information Communication Technologies Conference (ICTC). Nanjing: IEEE, 2020: 59-63.
- [15] BOLEA L, PÉREZ-ROMERO J, AGUSTÍ R. ML Aided Context Feature Extraction for Cognitive Radio[J]. Computer Networks, 2013, 57(17): 3713-3727.
- [16] TWIGG J N, FINK J R, YU P L, et al. RSS Gradient-Assisted Frontier Exploration and Radio Source Localization[C]//2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, MN: IEEE, 2012: 889-895.
- [17] WU C M, QI S N, ZHAO C. Fingerprint Location Algorithm Based on K-Means for Spatial Farthest Access Point in Wi-Fi Environment[J]. The Journal of Engineering, 2020, 2020(4): 115-119.
- [18] ZHANG Y, LI D P, WANG Y J. An Indoor Passive Positioning Method Using CSI Fingerprint Based on Adaboost[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(14): 5792-5800.
- [19] 郭淑霞,周士军,高颖,等. 复杂战场电磁环境建模与电磁态势可视化技术[J]. 西北工业大学学报, 2015, 33(3): 406-412.
- GUO S X, ZHOU S J, GAO Y, et al. Complex Battlefield Electromagnetic Environment Modeling and Electromagnetic Situation Visualization[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2015, 33(3): 406-412. (in Chinese)
- [20] XIA H Y, ZHA S, HUANG J J, et al. Radio Environment Map Construction by Adaptive Ordinary Kriging Algorithm Based on Affinity Propagation Clustering[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2020, 16(5): 155014772092248.
- [21] 杜逸潇,王红军. 基于电磁频谱地图的辐射源定位算法[J]. 计算机仿真, 2024, 41(1): 8-12, 134.
- DU Y X, WANG H J. Emitter Location Algorithm Based on Spectrum Map[J]. Computer Simulation, 2024, 41(1): 8-12, 134. (in Chinese)

(编辑:徐楠楠)