

# 基于噪声容错 UWB 定位的高程越界检测算法研究

吴 勇<sup>1,2</sup>, 宋哲书<sup>2</sup>, 嵇友晴<sup>2</sup>, 陈瑜洁<sup>2</sup>, 顾德扬<sup>2</sup>, 陈 蕾<sup>1,2,3</sup>

(1. 江苏省送变电有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210023;

3. 江苏省大数据安全与智能处理重点实验室, 江苏 南京 210003)

**摘 要:**针对变电站改扩建施工过程中高程越界违章检测的实际需求,探讨采用一种基于超宽带(UWB)定位技术的虚拟电子围栏方案替代传统的物理围栏。UWB本质上是一种基于测距的无线定位技术,其定位精度依赖于UWB节点间距离信息的完备和准确程度。然而,在变电站改扩建施工的复杂场景下,UWB节点所获取到的距离信息往往是缺失或含噪的。为此,提出一种基于混合指数幂分布的噪声容错超宽带定位算法,该算法一方面引入混合指数幂分布拟合不可预知的复杂噪声,另一方面采用低秩矩阵分解技术补全缺失的距离信息。与已有的其他方法相比,所提出的噪声容错UWB定位算法能很好地重构UWB节点间的距离信息,从而确保了复杂环境下高程越界违章检测方案的可行性。

**关键词:**超宽带;噪声容错定位;低秩矩阵分解;混合指数幂分布;高程越界检测

中图分类号:TP399

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2022)05-0208-08

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2022.05.035

## Research on Noise-tolerant UWB Localization for Elevation Cross-boundary Detection

WU Yong<sup>1,2</sup>, SONG Zhe-shu<sup>2</sup>, JI You-qing<sup>2</sup>, CHEN Yu-jie<sup>2</sup>, GU De-yang<sup>2</sup>, CHEN Lei<sup>1,2,3</sup>

(1. Jiangsu Power Transmission & Transformation Co., Ltd., Nanjing 211106, China;

2. School of Computer Science, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China;

3. Jiangsu Key Laboratory of Big Data Security and Intelligent Processing, Nanjing 210003, China)

**Abstract:** Aiming at the actual needs of elevation cross-boundary detection in the process of substation reconstruction and expansion, a virtual electronic fence based on ultra-wideband (UWB) positioning technology is proposed to replace the traditional physical fences. UWB is essentially a wireless ranging-based positioning technology, and its positioning accuracy depends on the completeness and accuracy of the distance information between UWB nodes. However, in the complex scene of substation reconstruction and expansion, the distance information obtained by UWB nodes is often missing or noisy. For this reason, a noise-tolerant UWB localization algorithm based on mixture of exponential power distribution (MoEP) is further proposed. On the one hand, the algorithm introduces MoEP to fit the unknown complex noise, and on the other hand, it employs the low-rank matrix decomposition technology to fill in the missing distance information. Compared with other existing methods, the proposed noise-tolerant UWB localization algorithm can well reconstruct the distance information between UWB nodes, thus ensuring the feasibility of the elevation cross-boundary detection in complex environment.

**Key words:** ultra-wideband; noise-tolerant localization; low-rank matrix factorization; mixture of exponential power distribution; elevation cross-boundary detection

## 0 引言

近年来,随着国民经济的快速发展和人民生活水平的不断提高,一些老旧变电站不再能满足人民生产生活的用电需求,对老旧变电站进行技术改造和扩建

增容势在必行<sup>[1]</sup>。然而,老旧变电站改扩建施工不同于常规的民用建筑工程施工,变电站内部分布众多的电气设备和电力电缆,而且改扩建施工时变电站不允许停止运行,否则不能正常供电,最终给人民财产造

收稿日期:2021-05-17

修回日期:2021-09-20

基金项目:国家自然科学基金(61872190)

作者简介:吴 勇(1987-),男,硕士,高级工程师,研究方向为电力自动化和电力工程建设;陈 蕾,博士,教授,研究方向为人工智能与机器学习。

成重大损失。因此,在老旧变电站改扩建过程中,邻近带电设施的施工区域会成为高危区域,威胁着施工人员的生命安全。为了防止施工过程中人员机具发生触电危险,施工位置通常要与高压设施间隔一段安全距离。传统方法通常采用人工搭建物理围栏的方式进行安全区域划分,然而该方法耗时耗力且无法做到智能预警,更重要的是由于物理围栏的高程限制无法检测施工人员机具的高空越界违章行为,从而给变电站改扩建施工带来重大安全隐患。

为了克服上述缺陷,该文提出一种超宽带虚拟电子围栏(ultra wide-band based virtual electronic fence, UWB-VEF)方案来替代传统的物理围栏,该电子围栏方案之所以选用 UWB 定位技术,是因为与其他定位技术如 GPS 定位<sup>[2]</sup>、Wifi 定位<sup>[3]</sup>、视觉定位<sup>[4]</sup>、激光雷达定位<sup>[5]</sup>等技术相比,UWB 定位技术兼顾了定位精度高和安装部署简单的双重优点<sup>[6]</sup>。本质上,UWB 技术是一种基于测距的无线定位技术,其定位精度依赖于节点间距离信息的完备和准确程度<sup>[7]</sup>。然而,在实际的变电站改扩建过程中,由于变电站需带电正常运行,施工区域不可避免会受到周边邻近区域的电磁干扰,这会较大幅度影响 UWB 节点对施工人员机具位置信息的采集精度;此外由于变电站内电气设备众多,UWB 节点间的交互通信也极易受到障碍物的遮挡,导致节点间距离信息的缺失。因此,设计一种复杂环境下的超宽带噪声容错定位算法就成了超宽带虚拟电子围栏(UWB-VEF)能否实际应用于变电站改扩建施工的关键挑战。为此,进一步提出了一种基于混合指数幂分布的噪声容错超宽带定位(mixture of exponential power distribution based noise-tolerant UWB localization, MoEP-NULoC)方法,该方法一方面通过低秩矩阵分解技术补全欧氏距离矩阵<sup>[8]</sup>,另一方面引入混合指数幂分布拟合测距过程中不可预知的复杂噪声,最后采用四点定位法计算出施工人员/机具的位置信息,从而提高了定位精度。

## 1 相关工作

在本节中,主要介绍相关的虚拟电子围栏以及无线定位技术。

### 1.1 虚拟电子围栏

近年来,虚拟电子围栏技术在各类工程施工中逐步得到推广应用。常见的虚拟电子围栏技术有脉冲式电子围栏、红外电子围栏、智能脉冲式电子围栏、张力式电子围栏等。脉冲式电子围栏主要由脉冲主机和前端围栏两部分组成,脉冲主机会发出高压低频正脉冲和高压负脉冲,控制在一定能量内的脉冲的能量会使触碰到围栏的人有强烈刺痛感,从而起到阻碍的作用。

但是此方法可能会对人体造成不同程度的精神和身体伤害。为了解决以上安全问题,红外对射产品进入市场。红外电子围栏由发射端和接收端两部分组成,接收端接收发射端发射的红外光束,每段红外光束衔接就形成了保护网,当红外光束被阻断,接收端就会输出报警信号。但是,只要光束被挡,即使不是因为人员闯入,也会发生报警,所以这种电子围栏具有高误报率。智能脉冲式电子围栏和张力式电子围栏的推出解决了脉冲式围栏的不足。虽然这两种电子围栏很好地解决了安全问题,且在一般的工程施工场景下具有较低的误报率,但是这两种电子围栏均需要铺设复杂的设备,极易损坏且难以维护,不能很好地适用于变电站改扩建应用场景。为了弥补上述缺陷,该文提出一种面向变电站改扩建施工的超宽带(UWB)虚拟电子围栏方案。UWB 作为新兴的无线通信技术,具有低发射功率、低功耗、低成本的特征,且其空间传输容量大,传输速率快,安全性高,在环境监测、智能交通等领域应用广泛<sup>[9-11]</sup>。

### 1.2 无线定位技术

目前,无线定位技术通常分为两类<sup>[12]</sup>:基于测距的定位<sup>[13]</sup>及距离无关的定位<sup>[14]</sup>。基于测距的定位算法,例如 RSSI、TOA、TDOA 等,可以实现更精确的定位,但是计算和通信成本相对较大,并且需要一定的硬件支持。距离无关的定位方法依赖的外部硬件设施少并且消耗能量较少,但只能实现粗粒度定位,通常适用于不需要高精度的应用。

基于测距的无线定位技术通常基于一个假设,即节点间的欧氏距离是完备且准确的。然而,在实际的变电站改扩建过程中,施工区域会不可避免地受到环境噪声的干扰,UWB 节点间的交互通信也极易受到障碍物的遮挡,导致节点间距离信息的缺失和失真,这在很大程度上影响着 UWB 定位的精度。为了解决节点间距离信息缺失及失真的问题,诸多学者对此展开了研究。基于欧氏距离矩阵的内在低秩性,Feng 等人<sup>[15]</sup>首先将矩阵补全(matrix completion, MC)引入到无线传感器网络节点定位领域,利用矩阵补全有效解决了部分节点间距离缺失的问题,并设计了相应的优化算法对其进行求解。但是,他们的工作局限于将节点间测距测量中存在的误差假设为高斯形式的噪声,而忽略了由节点硬件故障、多径传输等导致的一些未知复杂噪声的存在。Cai 等人<sup>[16]</sup>提出了矩阵补全的奇异阈值算法(a singular value thresholding algorithm, SVT),但是该算法的局限性在于仅能处理无噪声的情况,当距离矩阵包含稀疏的野值噪声时,该算法的性能会大幅下降。肖等人<sup>[17]</sup>将由硬件故障等因素造成的异常值假设为野值噪声,并引入  $L_1$  范数正则化技术对

其进行平滑,基于此提出了一种抗异常干扰的无线传感器网络节点定位算法,有效提高了节点定位精度。然而,实际的定位系统运行时其环境十分复杂,将节点测距信息中存在的误差预设为高斯噪声和野值噪声过于理想,不合实际。孟等人<sup>[18]</sup>提出了一种循环加权中值方法(cyclic weighted median method, CWM),但是 $L_1$ 范数只适用于拟合拉普拉斯噪声,并不能很好地拟合实际中的未知复杂噪声。Liu 等人<sup>[19]</sup>针对测距信息中可能存在的连续误差,采用 $L_{21}$ 范数对其进行处理,构建了一种基于线性 Bregman 迭代的矩阵补全模型,并以此为基础设计了一种定位算法。但其工作仍然局限于预设节点测距误差为已知的噪声类型,不符合实际情况。

## 2 超宽带虚拟电子围栏(UWB-VEF)方案

为了满足变电站改扩建施工中高空越界违章检测的实际需求,提出了超宽带虚拟电子围栏(UWB-VEF)方案。该方案包括以下三个步骤:超宽带(UWB)节点部署、施工安全区域设置、施工人员/机具越界违章行为检测。

Step1:超宽带(UWB)节点部署。

(1)设立定位基站。定位基站设立时要尽量保证基站不共面,在基站架设的时候,需要特别拉开 $z$ 轴的高度差,以确保在 $z$ 轴上的精确度。以户内变电站为例,一般选择墙角为原点,两个墙面分设为 $x$ 轴和 $y$ 轴,墙面相交线为 $z$ 轴,此坐标系作为后续标签模块定位坐标的参考坐标系。

(2)设立锚节点。在定位基站中选定合适的节点作为锚节点。在变电站三维定位中,应至少设立四个锚节点,以便根据锚节点来定位未知节点。

(3)设立人员/机具标签。场内施工人员及机具均配备 UWB 定位标签,以实时计算出施工人员及机具的三维坐标位置。

Step2:施工安全区域设置。

根据变电站改扩建施工的实际情况确定出施工安全区域,在设定的安全区域周围安放数个 UWB 结点,保证相邻节点的连线形成的多边形覆盖全部安全区域,其所形成的不规则多边形即为超宽带虚拟电子围栏。施工安全区域示意图如图 1 所示,其中三角形表示安放的 UWB 节点, $z = H$  平面表示最高的作业高度,超过此高度则会触碰高空的高压线发生触电危险, $xOy$  平面内三角形连线围成的多边形区域即为变电站改扩建安全施工区域,五角星①表示处于安全区域的地面施工作业人员/机具,五角星②表示处于安全区域的高空施工作业人员/机具,五角星③表示处于安全区域外的施工作业人员/机具。

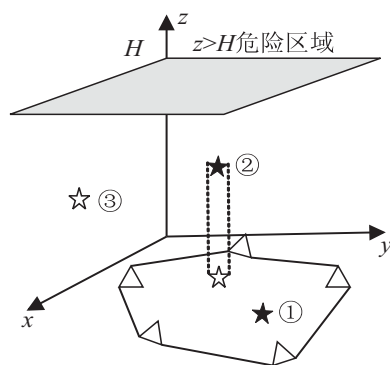


图 1 施工危险区域示意图

Step3:施工人员/机具越界违章行为检测。

对于施工人员/机具的越界违章行为检测,主要分为地面施工人员/机具的越界违章检测以及高空施工人员/机具的越界违章检测。为简便起见,下文仅以施工人员为例进行讨论。

对于地面施工人员,检测其是否步入危险区域,只需直接判断施工人员是否位于 UWB 节点连线围成的多边形内;对于高空作业人员而言,首先要判断作业人员是否有高空触电危险(即判断施工人员所在的垂直高度是否超过该区域最大高度限制 $H$ ),其次将高空作业人员的位置映射至 $xOy$ 平面,然后再判断映射至地面的人员位置是否位于危险区域内。

因此,将施工人员越界违章行为检测转化为判断施工人员在 $xOy$ 平面上的投影是否落在危险区域内。对于上述判定问题,采用 Franklin 提出的 PNPoly 算法<sup>[20]</sup>,其基本原理为:从一个目标点引出一条射线,统计这条射线与多边形的交点个数。若有奇数个交点,则说明目标点位于多边形内,若为偶数个交点,则在外。其具体实现过程如下:

假设圈定的多边形由 $n$ 个传感器节点组成,第 $i$ 个传感器节点的坐标为 $(x_i, y_i, 0)$ ,其中 $1 \leq i \leq n$ ,施工人员的三维坐标为 $P(a, b, c)$ 。现作一条沿 $x$ 轴正方向的射线 $y = b(x > a)$ ,可计算出其与相邻两节点 $(x_i, y_i, 0)$ 和 $(x_j, y_j, 0)$ 形成线段的交点的横坐标:

$$x_{\text{cross}} = x_i + \frac{(b - y_i)(x_j - x_i)}{y_j - y_i} \quad (1)$$

若 $x_{\text{cross}} > a$ 且 $\min(x_i, x_j) \leq x_{\text{cross}} \leq \max(x_i, x_j)$ ,则说明该射线与多边形的一条线段存在交点。同理可计算出该条射线与多边形其余线段不同交点的个数。若交点个数总和为奇数,则施工人员位于安全区域内;若为偶数,则施工人员位于施工危险区域。

图 2 展示了该算法在变电站场景中的应用。从上图可以看出,施工人员①所引出的射线与划定的安全区域有奇数个交点,从而判定该施工人员处于安全施工区域;施工人员②的垂直高度小于最大高度 $H$ ,且



其在  $xOy$  平面的投影点所引出的射线与安全区域有奇数个交点,因而施工人员②也位于安全区域;而施工人员③引出的射线与安全区域的交点个数为偶数,从而判定该施工人员未处于安全施工区域,存在越界违章行为。

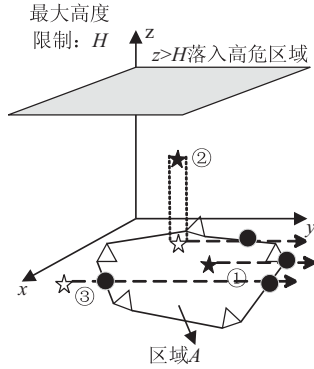


图2 PNpoly 算法在变电站场景应用示意图

### 3 基于混合指数幂分布的噪声容错超宽带定位 (MoEP-NULoC) 算法

#### 3.1 问题建模

从第2节容易得知,所提出的 UWB-VEF 方案其越界违章行为检测性能取决于 UWB 节点的定位精度,然而如前所述,UWB 技术是一种基于测距的无线定位技术,其定位精度依赖于节点间距离信息的完备和准确程度。在变电站改扩建场景中,持续的电磁干扰和容积率偏高的复杂施工环境将不可避免地导致结点间距离信息的缺失和失真。为此,有必要设计一个鲁棒的 UWB 定位算法,其目的是基于缺失和失真的距离信息以及锚节点的位置准确定位出施工人员的所在位置。

假设有  $n$  个无线传感器节点  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}\} \in R^3$  部署在变电站中,节点间的真实距离信息可表示为  $D \in R^{n \times n}$ ,其中距离矩阵  $D$  中的元素定义如下:

$$d_{ij} = \|X_i - X_j\|^2, i, j \in \{1, 2, \dots, n\} \quad (2)$$

同时,将实际采样到的距离信息记为采样矩阵  $M$ ,由于  $M$  是缺失和失真的,因此有:

$$P_\Omega(M) = P_\Omega(D + N) \quad (3)$$

其中,  $N$  为噪声矩阵,  $P_\Omega(\cdot)$  为正交投影算子,其定义为:

$$[P_\Omega(M)]_{ij} = \begin{cases} m_{ij}, & (i, j) \in \Omega \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\Omega$  表示采样矩阵  $M$  中非缺失元素的下标集合。

目的是基于缺失和失真的采样矩阵  $M$  重建真实距离矩阵  $D$ ,其难点在于如何建模未知噪声  $N$ 。不同于已有的无线定位噪声建模技术,这里引入混合指数幂分布 (MoEP) 来拟合复杂环境下的未知噪声,其动

机在于已有研究表明 MoEP 具有超强的分布拟合能力<sup>[21]</sup>,理论上能逼近几乎任意的连续分布。此外,为了补全缺失的节点间距离信息,通过利用欧氏距离矩阵天然的内在低秩性,引入低秩矩阵分解技术来建模矩阵低秩属性。为此,提出的基于混合指数幂分布的距离矩阵补全模型 (mixture of exponential power distribution based distance matrix completion, MoEP-DMC) 可以建模为:

$$m_{ij} = \mathbf{u}_i \mathbf{v}_j^T + n_{ij}, i, j \in \Omega \quad (5)$$

其中,  $\mathbf{u}_i$  和  $\mathbf{v}_j$  分别表示矩阵  $U$  的第  $i$  行和矩阵  $V$  的第  $j$  行,  $n_{ij}$  为测距过程中引入的未知噪声,根据前面的讨论,假设噪声  $n_{ij}$  服从混合指数幂分布,即:

$$P(n_{ij}) = \sum_{k=1}^K \pi_k f_{p_k}(n_{ij}; 0, \eta_k) \quad (6)$$

其中,  $\pi_k$  是混合比例且满足  $\sum_{k=1}^K \pi_k = 1$ ,  $K$  为混合噪声成分的数量,函数  $f$  为指数幂分布的概率密度函数,其定义为:

$$f_p(n; 0, \eta) = \frac{p\eta^{\frac{1}{p}}}{2\Gamma(\frac{1}{p})} \exp\{-\eta |n|^p\} \quad (7)$$

其中,  $\eta$  为精度参数,  $p$  为形状参数,  $\Gamma(\cdot)$  为 gamma 函数。

#### 3.2 MoEP-DMC 模型求解

在 MoEP-DMC 模型中,假设噪声  $n_{ij}$  只服从一种特定的指数幂分布。为此,引入隐变量  $z_{ij} = [z_{ij1}, z_{ij2}, \dots, z_{ijK}]^T$ ,  $z_{ij} \in \{0, 1\}$  并且满足  $\sum_{k=1}^K z_{ijk} = 1$ ,  $z_{ijk} = 1$  表示噪声  $n_{ij}$  服从第  $k$  个指数幂分布。 $z_{ij}$  服从多项式分布<sup>[19]</sup>, 即  $z_{ij} \sim M(\pi)$ , 其中  $\pi = [\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_K]^T$ 。由此可以得到:

$$P(n_{ij} | z_{ij}) = \prod_{k=1}^K f_{p_k}(n_{ij}; 0, \eta_k)^{z_{ijk}} \quad (8)$$

$$P(z_{ij}; \pi) = \prod_{k=1}^K \pi_k^{z_{ijk}} \quad (9)$$

为了便于表示,引入变量  $Z = (z_{ij})_{n \times n}$ ,  $N = (n_{ij})_{n \times n}$ ,  $\Theta = \{\pi, \eta, U, V\}$ 。由此可以写出完全似然函数:

$$P(N, Z; \Theta) = \prod_{i,j \in \Omega} \prod_{k=1}^K [\pi_k f_{p_k}(n_{ij}; 0, \eta_k)]^{z_{ijk}} \quad (10)$$

通常为了求解方便,往往将式(10)转化为完全对数似然函数:

$$l(\Theta) = \log P(N, Z; \Theta) =$$

$$\sum_{i,j \in \Omega} \sum_{k=1}^K z_{ijk} [\log \pi_k + \log f_{p_k}(n_{ij}; 0, \eta_k)] \quad (11)$$

确定噪声分量数  $K$  在模型中非常重要,因此采用了 Huang 等人<sup>[22]</sup>提出的有效方法来选取混合指数幂

噪声的数量,为此构建了下列 MoEP 模型:

$$\max_{\Theta} \{l_p(\Theta) = l(\Theta) - P(\pi; \lambda)\} \quad (12)$$

其中,

$$P(\pi; \lambda) = n\lambda \sum_{k=1}^K D_k \log \frac{\varepsilon + \pi_k}{\varepsilon} \quad (13)$$

其中,  $\varepsilon$  是一个很小的正数 ( $\varepsilon = 10^{-6}$ ),  $\lambda$  是一个可调参数 ( $\lambda > 0$ ),  $D_k$  表示第  $k$  个噪声分量中的自由参数数量。

由于目标函数 (12) 式中含有隐变量  $z_{ijk}$ , 因此无法直接最大化该式来求解。因此引入 EM 算法<sup>[23]</sup> 来求解该模型。

假设  $\Theta^{(t)} = \{\pi^{(t)}, \eta^{(t)}, U^{(t)}, V^{(t)}\}$  是在第  $t$  次迭代时的参数估计。在  $E$  步中, 基于贝叶斯定理, 可以计算出在给定  $n_{ij}$  的情况下  $z_{ijk}$  的数学期望:

$$E(z_{ijk})^{(t+1)} = \gamma_{ijk}^{(t+1)} = \frac{\pi_k^{(t)} f_{p_k}(D_{ij} - u_i^{(t)} (v_j^{(t)})^T | 0, \eta_k^{(t)})}{\sum_{l=1}^K \pi_l^{(t)} f_{p_l}(D_{ij} - u_i^{(t)} (v_j^{(t)})^T | 0, \eta_l^{(t)})} \quad (14)$$

基于上述数学期望, 可以构造出目标函数  $Q$  函数:

$$Q(\Theta, \Theta^{(t)}) = \sum_{i,j \in \Omega} \sum_{k=1}^K \gamma_{ijk}^{(t+1)} [\log f_{p_k}(n_{ij}; 0, \eta_k) + \log \pi_k] - n\lambda \sum_{k=1}^K D_k \log \frac{\varepsilon + \pi_k}{\varepsilon} \quad (15)$$

在  $M$  步中, 通过最大化  $Q$  函数, 可以更新参数  $\Theta$ 。这里使用交替更新参数的方法来更新参数  $\Theta$  中的各个分量。

更新参数  $\pi$ :

$$\pi_k^{(t+1)} = \max\{0, \frac{1}{1 - \lambda D} [\sum_{i,j \in \Omega} \gamma_{ijk}^{(t+1)} - \lambda D_k]\} \quad (16)$$

其中,  $\hat{D} = \sum_{k=1}^K D_k = 2K$ 。

更新参数  $\eta$ :

$$\eta_k^{(t+1)} = \frac{\sum_{i,j \in \Omega} \gamma_{ijk}^{(t+1)}}{p_k \sum_{i,j \in \Omega} \gamma_{ijk}^{(t+1)} |M_{ij} - u_i^{(t)} (v_j^{(t)})^T|^{p_k}} \quad (17)$$

更新参数  $U, V$ :

为了更新参数  $U, V$ , 可以最大化  $Q$  函数中有关  $U, V$  的相关项, 即最大化下列式子:

$$\min_{U,V} \sum_{k=1}^K \|W_{(k)} \odot (M - UV^T)\|_{p_k} \quad (18)$$

其中,  $W_{(k)} \in R^{n \times n}$ , 其元素  $w_{(k)ij}$  的定义如下:

$$w_{(k)ij} = \begin{cases} (\eta_k^{(t+1)} \gamma_{ijk}^{(t+1)})^{\frac{1}{p_k}} & i, j \in \Omega \\ 0 & i, j \notin \Omega \end{cases} \quad (19)$$

为了求解式 (18), 采用增广拉格朗日乘子法。让  $L = UV^T$ , 因此式 (18) 等价于:

$$\min_{U,V,L} \sum_{k=1}^K \|W_{(k)} \odot (M - L)\|_{p_k} \quad \text{s.t. } L = UV^T \quad (20)$$

然后增广拉格朗日函数可以写为:

$$L(U, V, L, M, \rho) = \sum_{k=1}^K \|W_{(k)} \odot (M - L)\|_{p_k} + \langle \Lambda, L - UV^T \rangle + \frac{\rho}{2} \|L - UV^T\|_F^2 \quad (21)$$

其中,  $\Lambda \in R^{n \times n}$  是拉格朗日乘数,  $\rho > 0$  是惩罚参数。

现在需要优化  $U, V, L, \Lambda, \rho$ 。在第  $m+1$  次迭代中, 优化过程如下所示:

$$\begin{cases} (U^{(m+1)}, V^{(m+1)}, L^{(m+1)}) = \arg \min_{U,V,L} L(U, V, L, \Lambda^{(m)}, \rho^{(m)}) \\ \Lambda^{(m+1)} = \Lambda^{(m)} + \rho^{(m)} (L^{(m+1)} - U^{(m+1)} (V^{(m+1)})^T) \\ \rho^{(m+1)} = \alpha \rho^{(m)} \end{cases} \quad (22)$$

其中,  $\alpha$  是一个正值。由式 (22) 可以看出, 第一个子问题是后两个子问题的基础, 因此只需对式 (22) 中的第一个子问题进行优化求解。这里采用交替优化方法, 如下所示:

(1) 更新  $U, V$ 。

$$\min_{U,V} \|L^{(m)} + \frac{1}{\rho^{(m)}} \Lambda^{(m)} - UV^T\|_F^2 \quad (23)$$

上式可以用奇异值分解方法进行求解。

(2) 更新  $L$ 。

对于  $i, j \in \Omega$ , 需要优化以下子问题来更新  $L$ :

$$\min_{l_{ij}} \sum_k \eta_k \gamma_{ijk} |M_{ij} - l_{ij}|^{p_k} + \frac{\rho^{(m)}}{2} l_{ij}^2 + ((\Lambda^{(m)})_{ij} - \rho^{(m)} u_i v_j^T) l_{ij} \quad (24)$$

$$\text{令 } q_{ij} = M_{ij} - l_{ij}, w_{ij} = -u_i v_j^T + M_{ij} + \frac{1}{\rho^{(m)}} (\Lambda^{(m)})_{ij},$$

式 (24) 可以写成:

$$\min_{q_{ij}} \frac{1}{2} (w_{ij} - q_{ij})^2 + \frac{1}{\rho} \sum_{l=1}^K \eta_l \gamma_{ijl} |q_{ij}|^{p_l} \quad (25)$$

为了求解式 (25), 针对  $q_{ij}$  求一阶导数, 然后采用牛顿法找到其零点即可。

### 3.3 基于完整距离矩阵的节点定位

基于上述补全的欧氏距离矩阵, 可以采用节点定位算法来求解所有未知节点的坐标。四点定位算法的基本思想是当未知节点到 4 个锚节点的距离已知时, 便可利用四球交于一点的几何特性计算出自身的坐标。不妨设未知节点  $O$  距锚节点  $A, B, C, D$  的距离分别为  $d_1, d_2, d_3, d_4$ , 锚节点  $A, B, C, D$  的坐标分别为  $(x_1, y_1, z_1), (x_2, y_2, z_2), (x_3, y_3, z_3), (x_4, y_4, z_4)$ , 可以写出以下方程组:

$$\begin{cases} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 = d_1^2 \\ \vdots \\ (x - x_4)^2 + (y - y_4)^2 + (z - z_4)^2 = d_4^2 \end{cases} \quad (26)$$

将式 (26) 中前三个式子依次减去第四个式子, 经

过整理可得如下式子:

$$\mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{b} \quad (27)$$

其中,

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2(x_1 - x_4) & 2(y_1 - y_4) & 2(z_1 - z_4) \\ & \vdots & \\ 2(x_3 - x_4) & 2(y_3 - y_4) & 2(z_3 - z_4) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{b} = \begin{pmatrix} x_1^2 - x_4^2 + y_1^2 - y_4^2 + z_1^2 - z_4^2 + d_4^2 - d_1^2 \\ \vdots \\ x_3^2 - x_4^2 + y_3^2 - y_4^2 + z_3^2 - z_4^2 + d_4^2 - d_3^2 \end{pmatrix} \quad (28)$$

由此可得:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (29)$$

通过上式即可计算出未知节点的坐标。

#### 4 实 验

为了测试所提出的 MoEP-NULoC 算法的有效性,进行了一系列仿真实验。仿真实验场景设定为:在 10 m×10 m×10 m 的区域中随机布设 40 个节点,其中 4 个为锚节点,其余 36 个为未知节点。假设  $\mathbf{X} \in R^{3 \times 40}$  和  $\mathbf{D} \in R^{40 \times 40}$  分别表示节点的坐标矩阵和节点间的距离矩阵。首先对距离矩阵  $\mathbf{D}$  添加噪声干扰得到含噪矩阵  $\mathbf{D}_{\text{noise}}$ ,接着从  $\mathbf{D}_{\text{noise}}$  中随机采样部分元素作为已知的采样距离数据,然后利用所提出的定位算法对距离矩阵进行补全并计算所有未知节点的坐标。为了验证算法的优劣,使用距离矩阵的重构误差和坐标矩阵的定位误差来衡量所提出算法的有效性,两者定义分别如下:

(1) 重构误差:

$$e_r = \|\mathbf{D}_r - \mathbf{D}\|_F / \|\mathbf{D}\|_F \quad (30)$$

其中,  $\mathbf{D}_r$  表示重构后的欧氏距离矩阵。

(2) 定位误差:

$$e_l = \|\mathbf{X}_l - \mathbf{X}\|_F / n \quad (31)$$

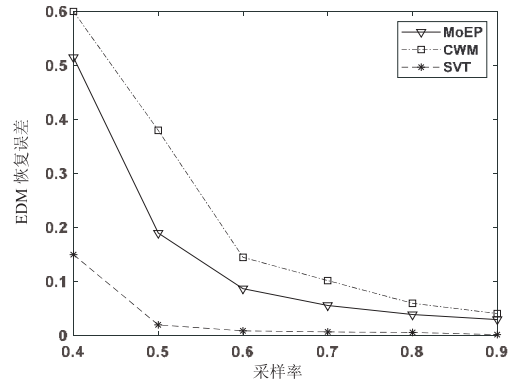
其中,  $\mathbf{X}_l$  表示由所提出算法获得的节点坐标矩阵。

为考察算法在不同采样率/不同噪声污染情形下的性能,设计了 3 组不同的实验,实验 1~3 分别表示无噪声实验、高斯噪声实验以及混合噪声实验。在这 3 组实验中,将所提出的 MoEP-NULoC 算法(下面简称 MoEP)与文献[16]所提出的奇异值阈值算法 SVT 以及文献[18]所提出的循环加权中值算法 CWM 做了对比。

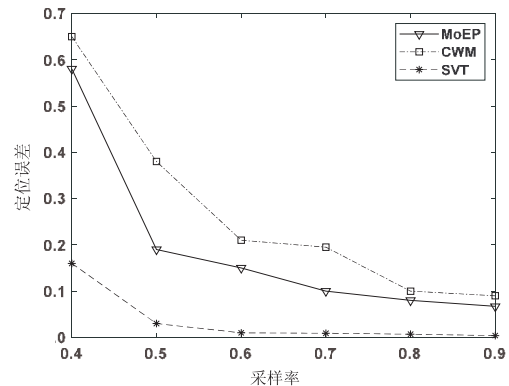
实验 1:无噪声实验。

在无噪声的情况下,欧氏距离矩阵  $\mathbf{D}$  中除了一些元素缺失外,其余测距信息都是准确的。图 3(a)和图 3(b)展示了对距离矩阵进行不同比例采样情况下的

距离矩阵重构误差及传感器节点定位误差的变化情况。



(a) EDM 重构误差



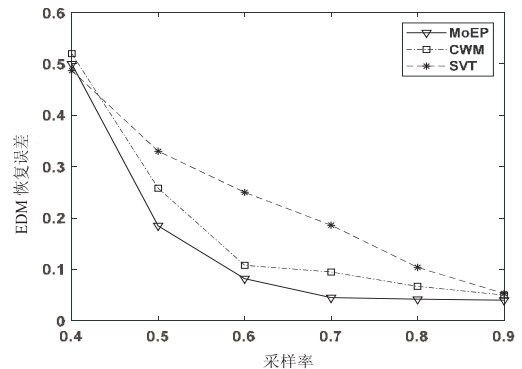
(b) 定位误差

图 3 无噪声情况下的误差变化

由图 3 可以看出,在无噪声情况下,SVT 算法的性能要优于 MoEP 与 CWM,MoEP 与 CWM 的性能基本相同。这是由于距离矩阵中不含有噪声,因此仅仅是矩阵补全的 SVT 算法表现良好,而 MoEP 与 CWM 将采样欧氏距离矩阵视为含噪的矩阵,固在性能方面劣于 SVT 算法。

实验 2:高斯噪声实验。

为验证两种算法在高斯噪声环境下的性能,将均值为 0、方差为 1 的高斯噪声添加到样本距离矩阵中,模拟出采样信息中包含高斯噪声的情形。实验结果如图 4 所示。



(a) EDM 重构误差

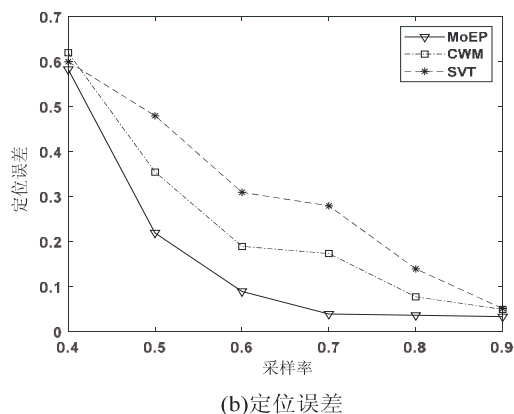
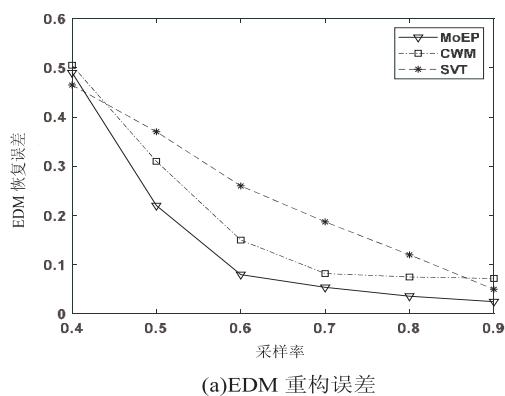


图 4 高斯噪声情况下的误差变化

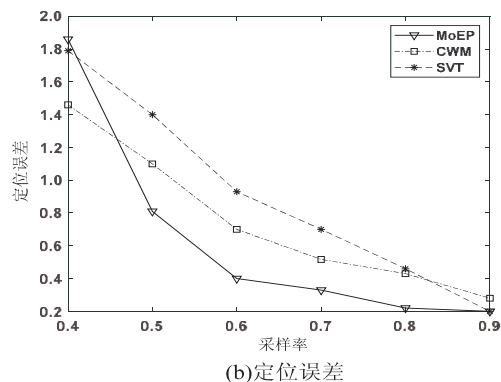
从实验结果可以看出,在不同的采样比例下,MoEP 的性能均要优于 CWM 与 SVT,这是因为高斯噪声是指数幂噪声的一种特殊情况<sup>[22]</sup>,固 MoEP 能较好地拟合高斯噪声。从图中可以看出,在采样比例为 60% 的情况下,MoEP 算法的 EDM 重构误差和节点定位误差已降至 0.1 以下,具有较高的定位精度。

#### 实验 3:混合噪声实验。

在实际定位中,噪声往往是不可预知的复杂噪声。因此为了模拟实际定位中的复杂噪声,将复杂噪声设置为以下分量的混合:(1)在 $[-1,1]$ 上服从均匀分布的噪声;(2)均值为 0,方差为 1 的高斯噪声;(3)均值为 0,方差为  $0.2^p(p=0.5)$  的指数幂噪声。图 5 展示了在不同采样率下 EDM 重构误差和定位误差的变化情况。



(a)EDM 重构误差



(b)定位误差

图 5 混合噪声情况下的误差变化

从图 5 可以看出,在混合噪声情况下,当采样率大于等于 0.5 时,MoEP 算法的 EDM 重构精度和定位精度都要优于 CWM 算法和 SVT 算法,这说明 MoEP 能够更好地拟合实际定位过程中的混合噪声。

从以上三个实验的实验结果可以看出,在无噪声的情况下,SVT 算法的性能要优于 MoEP 算法和 CWM 算法,MoEP 与 CWM 则表现相当;而在高斯噪声和混合噪声的情况下,MoEP 的表现要优于 CWM 和 SVT。正如前文所说,实际定位中的噪声往往是不可预知的复杂噪声,因此可以得出结论:与 CWM 以及 SVT 相比,MoEP 能够更好地拟合实际中的噪声,可以更准确地定位变电站中的施工人员。

## 5 结束语

该文旨在面向变电站改扩建工程设计一种基于 UWB 定位的高程越界违章行为检测算法。然而,在实际的变电站改扩建场景中,持续的电磁干扰和容积率偏高的复杂施工环境往往导致 UWB 节点间距离信息缺失和失真,这使得传统的基于测距的定位算法变得不可用。为此,针对这一关键问题提出一种基于混合指数幂分布的噪声容错 UWB 定位算法。该算法一方面利用了混合指数幂分布对任意连续分布数据的渐近拟合属性,另一方面利用了欧氏距离矩阵的先验低秩属性,通过融合机器学习领域流行的低秩矩阵补全技术和简单易行的四点定位算法,估算出所有未知节点的三维空间坐标。仿真实验结果表明,与已有的其他算法相比,基于混合指数幂分布的噪声容错 UWB 定位算法在复杂噪声环境下可以实现更精确的定位。同时,所设计的基于噪声容错 UWB 定位的高程越界检测方案具有广泛的工程应用前景,不仅适用于该文所述的变电站改扩建场景,也适用于各种复杂环境下的基建施工场景。

#### 参考文献:

- [1] ZHANG W, LU S. Research on a method of intelligent reconstruction of conventional substation[C]//2016 China international conference on electricity distribution. Piscataway: IEEE, 2016.
- [2] 郭岩冰, 缪玲娟, 李传军, 等. 地理坐标系下 GPS 定位误差的定量研究[J]. 北京理工大学学报, 2020, 40(4): 416-420.
- [3] 陆音, 缪辉辉. 复杂室内环境下的 WiFi 定位技术研究[J]. 计算机科学, 2016, 43(11): 152-154.
- [4] 石怀涛, 李刚, 范丽婷, 等. 吊车危险区域侵入行人机器视觉定位算法[J]. 控制工程, 2021, 28(4): 759-765.
- [5] 何松, 孙静, 郭乐江, 等. 基于激光 SLAM 和深度学习的语义地图构建[J]. 计算机技术与发展, 2020, 30(9): 88-

- 94.
- [6] HEMISH K, WILLIAM R. Impulse radio UWB or multicarrier UWB for non-GPS based indoor precise positioning systems [J]. *Navigation*, 2008, 55(1): 29-37.
- [7] 叶晓桐, 张 裕, 宋俊典. 基于注意力机制的 UWB 室内定位算法[J]. *计算机应用与软件*, 2021, 38(6): 198-201.
- [8] CHEN L, JIANG X, LIU X, et al. Logarithmic norm regularized low-rank factorization for matrix and tensor completion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2021, 30: 3434-3449.
- [9] 吴 旗, 郭 宇, 黄少华, 等. 面向离散制造车间实时定位的 UWB 部署优化方法[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(9): 203-210.
- [10] JEONGWOO H, CAM N. Development of a tunable multiband UWB radar sensor and its applications to subsurface sensing [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2006, 7(1): 51-58.
- [11] 朱代先, 孙小婷, 郭明香, 等. 矿山井下超宽带无线定位算法研究[J]. *西安科技大学学报*, 2020, 40(3): 356-362.
- [12] YOU G, ZHU Y. Structure and key technologies of wireless sensor network [C]//2020 cross strait radio science & wireless technology conference. Fuzhou: [s. n.], 2020: 11-15.
- [13] KHALAF-ALLAH M, MICHLER O. Ranging based wireless positioning with accurate estimation of bias errors [C]//2020 European navigation conference (ENC). Dresden: [s. n.], 2020: 1-8.
- [14] SHI X, SU J, YE Z, et al. A wireless sensor network node location method based on salp swarm algorithm [C]//2019 10th IEEE international conference on intelligent data acquisition and advanced computing systems: technology and applications. Metz: IEEE, 2019: 357-361.
- [15] FENG C, VALAEE S, AU W S A, et al. Localization of wireless sensors via nuclear norm for rank minimization [C]//2010 IEEE global telecommunications conference. Piscataway: IEEE, 2010: 1-5.
- [16] CAI J F, CANDES E J. A singular value thresholding algorithm for matrix completion [J]. *SIAM Journal on Optimization*, 2010, 20(4): 1956-1982.
- [17] XIAO F, SHA C, CHEN L, et al. Noise-tolerant localization from incomplete range measurements for wireless sensor networks [C]//2015 IEEE conference on computer communications. Piscataway: IEEE, 2015: 2794-2802.
- [18] MENG D, XU Z. A cyclic weighted median method for l1 low-rank matrix factorization with missing entries [C]//Twenty-seventh AAAI conference on artificial intelligence. Menlo Park: AAAI, 2013: 704-710.
- [19] LIU C, SHAN H, WANG B. Wireless sensor network localization via matrix completion based on bregman divergence [J]. *Sensors*, 2018, 18(9): 2974.
- [20] FRANKIN W R. Pnpoly-point inclusion in polygon test [EB/OL]. [2021-02-23]. <http://www.ecse.rpi.edu/Homepages/wrf/Research/ShortNotes/pnpoly.html>.
- [21] CAO X Y, ZHAO Q. Robust low-rank matrix factorization under general mixture noise distributions [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(10): 4677-4690.
- [22] HUANG T, PENG H. Model selection for gaussian mixture models [J]. *arXiv*: 1301.3558, 2013.
- [23] WU G. Learning a joint low-rank and Gaussian model in matrix completion with spectral regularization and expectation maximization algorithm [C]//2018 IEEE international congress on big data. Piscataway: IEEE, 2018: 210-214.