

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2210978

Chan-IDW 算法在信号干扰下的 UWB 精确定位研究^{*}

黄琴 兰小机 夏益强 傅静雅

(江西理工大学土木与测绘工程学院 赣州 341000)

摘要: 随着人们对室内定位需求不断增加,具有良好通信功能以及定位性能的超宽带(UWB)技术在室内定位领域发挥着重要作用。针对UWB通信信号在室内复杂环境中容易受到干扰,造成定位误差的问题,本文建立K-means算法对采集数据进行聚类分析,剔除有信号干扰时产生的错误测距数值,并在经典Chan算法的基础上进行改进创建出Chan-IDW模型来确定靶点位置的实际坐标,再通过均方差误差(RMSE)来衡量出该定位模型的精度。实验结果计算出在信号干扰下定位的靶点二维坐标平均误差为5.67 cm,三维坐标平均误差为11.34 cm,误差均在厘米级别,表明该模型求解靶点坐标与其真实坐标非常接近。因此得出结论,Chan-IDW模型可有效解决室内信号干扰下的UWB精确定位问题。

关键词: UWB 测距; Chan-IDW 算法; K-means 算法; 室内精确定位

中图分类号: P288.4 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 420.3040

UWB of Chan IDW algorithm under signal interference research on precise positioning

Huang Qin Lan Xiaoji Xia Yiqiang Fu Jingya

(School of Civil and Surveying and Mapping Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: With the increasing demand for indoor positioning, ultra wide band (UWB) technology with good communication functions and positioning performance plays an important role in the field of indoor positioning. In view of the problem that UWB communication signals are susceptible to interference in indoor complex environment, resulting in positioning errors, this paper establishes the K-means algorithm to conduct cluster analysis of the collected data, eliminates the wrong ranging values generated when there is signal interference, and improves on the basis of the classic Chan algorithm to create a Chan-IDW model to determine the actual coordinates of the target location, and then measures the accuracy of the positioning model by mean squared error (RMSE). The experimental results calculated that the average error of the two-dimensional coordinates of the target located under signal interference was 5.67 cm, and the average error of the three-dimensional coordinates was 11.34 cm, and the error was in the centimeter level, indicating that the coordinates of the target solved by the model were very close to the real coordinates. Therefore, it is concluded that the Chan-IDW model can effectively solve the problem of accurate UWB positioning under indoor signal interference.

Keywords: UWB ranging; Chan IDW algorithm; K-means algorithm; indoor precise positioning

0 引言

现阶段,全球定位系统、北斗定位系统等全球卫星导航定位系统(GNSS)为了室外定位导航开启高精度模式。然而作为导航定位领域的“最后一公里”的室内定位,依旧存在着诸多待解决的问题^[1]。在室内环境中,受到墙壁遮挡以及室内布局的影响,卫星信号在室内接收极其不稳定,

GNSS定位精度严重下降,无法满足室内定位的要求。同时室内未知环境定位困难和室内定位精度与成本难以平衡均会对室内定位发展造成极大的阻碍。在室内定位领域中,超宽带(ultra wide band, UWB)相比于传统通信技术所具有的功耗低、速率高、穿透性强、抗干扰性强、测距精度高,多径分辨能力强和定位系统操作简单等特点^[2],为解决室内定位问题提供崭新的途径。并且UWB定位技术的室

收稿日期:2022-08-06

*基金项目:江西省研究生创新专项(YC2021-S556)项目资助

内外精确跟踪能力可良好的满足人们对位置服务中定位精度的要求^[3],在电力,医疗,化工行业,隧道施工以及危险区域管控等场景中发挥着重大用途^[4-5]。

UWB 信号在定位中受到室内环境的影响会导致采集数据出现异常波动,造成定位精度的急剧降低,无法准确的完成定位任务,甚至会因误差过大而产生重大工作事故。因此解决信号干扰下的 UWB 精确定位成为当前的热点问题,众多学者为此展开研究。程鑫等^[6]为减少 UWB 测距中误差对精确定位的影响,采用径向基函数神经网络来构建误差模型来提高 UWB 测距精度。Zhou 等^[7]为解决 UWB 非视距(non line of sight,NLOS)误差,提出通过基于期望最大化的卡尔曼滤波的方法来进行室内定位,该方法能够较好的抑制 NLOS 影响,存在的不足是实现过程复杂,耗费时间长。张宝军等^[8]为减小了误差的影响,建立出基于 NLOS 环境下的卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)模型来分析信号传播的误差特性。曾玲等^[9]通过以 UWB 信号特征来建立出随机森林算法分类模型进行 NLOS 的判别工作来减小由 NLOS 引起的测距误差。王川阳等^[10]采用小波变换、Vondrak 滤波以及卡尔曼滤波(Kalman filter,KF)3 种方法对测距信息进行误差减小处理。

但目前文献主要是对 UWB 测距中仪器自身因素,人为操作因素以及实验环境等因素影响所导致的测距误差展开研究。较少考虑到多路径下信号干扰的测距问题,如房顶、墙壁、玻璃会对 UWB 的通信信号造成一定影响以及室内固定的或移动的物品对通信信号造成遮挡将导致强干扰现象的发生。本文提出一种简单无需高时间同步精度的 TOF 联合改进的 Chan-IDW 算法对存在干扰情况下的信号和无信号无干扰下的测距进行精确定位。本次实验选取的是 2012 年 Decawave 公司推出的定位模块,该模块仅考虑基于飞行时间(time of flight,TOF)的测距原理来获取待测物的距离信息,可减小 UWB 在测距过程中产生由时钟偏移导致的过大测距误差^[11]。

1 UWB 定位模型

TOF 是 UWB 定位技术中常见的定位方法之一,采用的是双向测距技术,利用接收机记录发射信号往返的飞行时间来对两点间的位置进行测距。

1.1 TOF 测距原理

TOF 测距原理^[12]是假设实验环境中多个定位基站,随机两个基站之间均可进行信号传播,基站之间进行双向测距来减少基站之间的时钟偏移产生的误差。TOF 测距原理如图 1 所示。

t_0 是基站 j 第 1 次向基站 i 发起的测距信号所记录的时间点; t_1 是基站 i 接收到基站 j 发出信号记录的时间节点; t_2 是基站 i 向基站 j 发送信号记录的时间点; t_3 是基站 j 接收基站 i 发出信号记录的时间点; t_4 是基站 j 第 2 次向

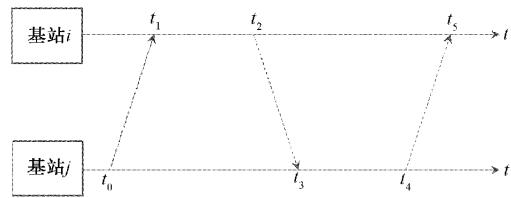


图 1 TOF 测距原理

基站 i 发射信号记录的时间点; t_5 是基站 i 接收到基站 j 发送出的信号记录的时间点。根据上述时间差值可计算基站 i 到基站 j 的距离,令 4 个时间差分别为:

$$\begin{cases} t_{j1} = t_3 - t_0, t_{j2} = t_5 - t_0 \\ t_{i1} = t_2 - t_1, t_{i2} = t_4 - t_1 \end{cases} \quad (1)$$

则进行一次测距所需时间 t 可表示为:

$$t = \frac{t_{j1} \times t_{j2} - t_{i1} \times t_{i2}}{t_{j1} + t_{j2} + t_{i1} + t_{i2}} \quad (2)$$

根据式(2)进一步得出距离 d :

$$d = c \times t + \Delta d \quad (3)$$

式中: c 为无线电传播速度, Δd 为 TOF 测距误差。

1.2 三维精确定位 Chan 算法

Chan 算法^[13]是一种具有解析表达式的非递归双曲线方程组的双向测距位置估计算法。其原理是假设 N 个基站 A_i 随机分布在实验环境中,靶点的估计位置为 (x, y, z) , 基站 A_i 的位置为 (x_i, y_i, z_i) , 靶点到基站 A_i 的距离为 R_i , 则有:

$$R_i = \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2 + (z - z_i)^2} \quad i = 1, 2, 3, \dots, n \quad (4)$$

式中: $R_{ii} = c \times t_{ii} = d_i - d_1 (i = 1, 2, 3, \dots, n)$, c 为电磁波传播速度, t_{ii} 为 TOF 测量值, d 为靶点到锚点之间的距离。通过 4 个基站对靶点进行测距,定位坐标进行求值时会出现 4 个方程,将多余一个测量值作为冗余方程,则可利用统计学中的最优解计算模型对方程求解最优化^[14],得出定位靶点的精确的位置坐标设 $Z_a = [Z_p^T, R_1]^T$ 为未知向量, $Z_p = [x, y, z]^T$ 为待测靶点位置,则 Z_a 满足如下线性方程组:

$$G_a Z_a = h \quad (5)$$

$$\text{式中: } G_a = \begin{bmatrix} x_2, y_2, z_2, R_{21} \\ x_3, y_3, z_3, R_{31} \\ \dots \\ x_N, y_N, z_N, R_{N1} \end{bmatrix}, h = \begin{bmatrix} x_2^2 + y_2^2 + z_2^2 - R_{21}^2 \\ x_3^2 + y_3^2 + z_3^2 - R_{31}^2 \\ \dots \\ x_N^2 + y_N^2 + z_N^2 - R_{N1}^2 \end{bmatrix}.$$

设测距值满足一个零均值高斯随机向量,它的协方差矩阵如式(6)所示。

$$Q = diag(\sigma_{21}^0, \sigma_{31}^0, \dots, \sigma_{N1}^0) \quad (6)$$

在本文的实验环境下,UWB 定位系统误差的线性方程为:

$$\vec{\psi} = h - G_a Z_a \quad (7)$$

式中: $\vec{\psi}$ 表示定位系统的误差向量。

假设 \mathbf{Z}_a 的各个参数无相关性, 则加权最小二乘估计结果为:

$$\mathbf{Z}_a = (\mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{G}_a)^{-1} \mathbf{G}_a^T \boldsymbol{\psi}^{-1} \mathbf{h} \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\psi}$ 为误差向量 $\vec{\psi}$ 的协方差矩阵, 表示为:

$$\boldsymbol{\psi} = E[\vec{\psi} \vec{\psi}^T] = c^2 B Q B \quad (9)$$

式中: $\{B = \text{diag}(R_2^0, R_3^0, \dots, R_N^0)\}, R_i^0$ 为待测标签于各从基站间的真实距离。最终本文可以建立如下线性方程组:

$$\vec{\psi}' = \mathbf{h}' - \mathbf{G}'_a \mathbf{Z}'_a \quad (10)$$

$$\text{式中: } \mathbf{h}' = \begin{bmatrix} (z_{a1} - x_1)^2 \\ (z_{a2} - y_1)^2 \\ (z_{a3} - z_1)^2 \\ z_{a4}^2 \end{bmatrix}, \mathbf{G}'_a = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{Z}'_a = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 \\ (y - y_1)^2 \\ (z - z_1)^2 \end{bmatrix}.$$

$\boldsymbol{\psi}'$ 的协方差矩阵为:

$$\boldsymbol{\psi}' = [\vec{\psi}' \vec{\psi}'^T] = 4B' \text{cov}(\mathbf{Z}_a) B' \quad (11)$$

$$B' = \text{diag}\{x^0 - x_1, y^0 - y_1, z^0 - z_1, R_1^0\} \quad (12)$$

由上式可得, \mathbf{Z}'_a 的极大似然估计结果如式(13)所示:

$$\mathbf{Z}'_a = (\mathbf{G}'_a^T \boldsymbol{\psi}'^{-1} \mathbf{G}'_a)^{-1} \mathbf{G}'_a^T \boldsymbol{\psi}'^{-1} \mathbf{h}' \quad (13)$$

式中: \mathbf{G}'_a 为常数矩阵, 且 \mathbf{Z}'_a 的协方差矩阵可通过 \mathbf{Z}'_a 和 $\mathbf{Z}'_a \mathbf{Z}'_a^T$ 的期望来确定, \mathbf{Z}'_a 的协方差矩阵表示如下:

$$\text{cov}(\mathbf{Z}'_a) = (\mathbf{G}'_a^T \boldsymbol{\psi}'^{-1} \mathbf{G}'_a)^{-1} \quad (14)$$

由此可得, 待测标签的最终定位成果为:

$$\mathbf{Z}_p = \sqrt{\mathbf{Z}'_a} + \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ z_1 \end{bmatrix} \quad (15)$$

1.3 改进 Chan-IDW 算法

反距离加权插值模型(inverse distance weight, IDW)是一个加权平均插值法, 其方次参数控制着权系数将随着离开一个格网结点距离的增加而下降。通过 Chan 算法进行靶点坐标精确定位时^[15], 连续对靶点位置采集可得到多组位置信息数据。因此, 本文采用 IDW 模型对多组数据进行加权得出最终的靶点坐标数据^[16 17]。改进 Chan-IDW 算法原理为:

1) 假设采用 Chan 算法计算得到的第 i 组靶点坐标数据为 $T_i(X_i, Y_i, Z_i)$, 对多个坐标数据求取平均值 $\bar{T}_i(\bar{X}_i, \bar{Y}_i, \bar{Z}_i)$;

2) 计算 T_i 与 \bar{T}_i 之间的距离 $D_i, D_i = (X_i - \bar{X}_i)^2 + (Y_i - \bar{Y}_i)^2 + (Z_i - \bar{Z}_i)^2$;

3) 计算权重 $W_i, W_i = \frac{1}{D_i + C}$, 其中 C 为常数, 为 $\sum_{i=1}^n \frac{1}{D_i + C}$

避免分母为 0, 取 $C=10, n$ 为数据个数;

4) 计算靶点精确坐标 $T(X, Y, Z)$, 其中 $X = \sum_{i=1}^n W_i X_i, Y = \sum_{i=1}^n W_i Y_i, Z = \sum_{i=1}^n W_i Z_i, n$ 为数据个数。

2 室内三维定位系统设计和仿真实验

2.1 三维定位系统设计

为验证本文理论的可行性, 解决在信号干扰下的超宽带精度定位的办法, 本文设计一个超宽带定位系统, 在 $5000 \text{ mm} \times 5000 \text{ mm} \times 3000 \text{ mm}$ 范围的室内场景的测试环境中进行实验数据的测试, 定位系统如图 2 所示。在实验场景的 4 个角落 A0, A1, A2, A3 放置超宽带锚点(anchor)作为定位基站, 在仿真实验场景中 A0, A3 位于同一平面, 高度设为 1.3 m, A1, A2 位于同一平面, 高度设为 1.7 m, 锚点向各个方向发射出信号。Tag 是超宽带标签作为信号接收的靶点, 也是此次实验环境当中需要定位的目标。实验当中 UWB 设备持续对靶点进行定位, 定位点数设定为 324 个。

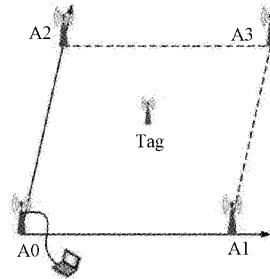


图 2 实测环境示意图

2.2 数据的预处理

本文在实验环境中靶点 Tag 在同一个位置都采集了两次数据, 一次是无干扰信号下的正常数据, 另一次是有干扰信号(锚点与靶点间有遮挡)下的, 采集的数据可能存在异常值。靶点位置有 324 个, 所以数据文件共有 648 个。UWB 在采集过程中会出现由于设备自身因素以及外界因素的干扰造成采集时出现数值异常, 缺失, 相同或相似等情况的无用数据^[18]。本文数据预处理中的任务便是对无用数值剔除来确保数据集的一致性, 提高数据整体的精度。数据预处理流程如图 3 所示。

2.3 数据异常值检测算法—拉依达准则

拉依达准则也被称为 3σ 准则, 在工程科学中应用广泛, 主要是将测量数据中的随机误差进行保留, 只去除粗大误差。本文对数据进行连续性采集, 正常情况下不会出现数据跳跃, 但考虑采集操作过程中可能会出现人为行动的碰撞造成定位基站位移以及多路径效应的影响使得原始数据中出现跳跃的情况。因此对每个靶点的位置采集到的数据都通过拉依达准则进行粗差剔除工作确保采集数据的准确性。

假设对靶点进行测量得到 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$, 对靶点的各个测距数值进行点位矩阵的算术平均值计算得 \bar{x}_i , 同

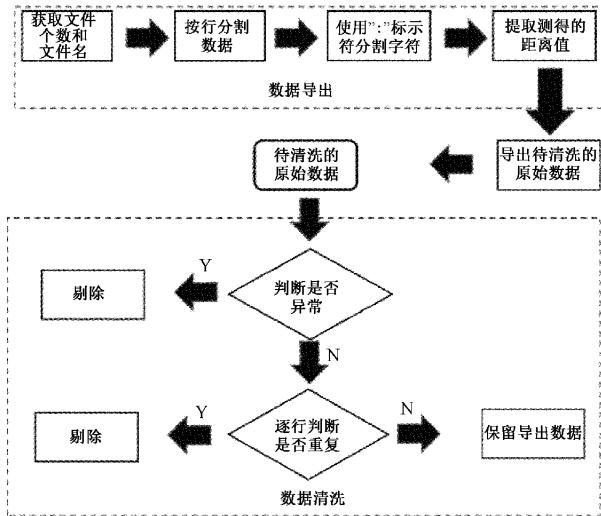


图 3 数据预处理技术路线图

时以 $V_i = x_i - \bar{x}$ ($i=1,2,3,\dots,n$) 方程计算出剩余误差, 按照贝塞尔公式计算出标准误差 σ 结果如式(16)所示。

$$\sigma = \left[\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n v_i^2 \right] = \left\{ \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i^2)^2 / n \right] / (n-1) \right\} \quad (16)$$

若某个测量的数值的剩余误差 V_b 满足:

$$|V_b| = |x_b - \bar{x}| > 3\sigma \quad (17)$$

则认为 x_b 是粗差, 对该异常值进行剔除。

在本文的测量数据中, 由于 UWB 测距定位技术的准确性, 因此将模型稍微进行修改, 对超出在 1 个 σ 中的值给予剔除, 即:

$$|V_b| = |x_b - \bar{x}| > \sigma \quad (18)$$

若 V_b 满足上述公式中的条件, 则将数据剔除。

2.4 信号干扰下的靶点坐标计算结果

本文所使用的采集装置在 0.2~0.3 s 之间就会发送并接收信号一次, 而每次采集数据时, 靶点 Tag 在同一位置会停留一段时间, 所以 UWB 装置会采集到同一位置点的多组测量数据。在无干扰信号情况下, 同一位置的测量值都极为接近, 而在受到信号干扰情况下, 采集到的测量值会突然发生变化, 导致断层的出现。选取信号干扰下的一个靶点位置测量数据展示测量值分布情况, 如图 4 所示。

实验时采用 4 个基站对靶点进行精确定位, 4 个距离之间必然会相互制约。由图 4 可知基站 A0, A1 采集的数据出现分层偏差, 表明该基站在采集过程中受到信号干扰, 采集到的数据中存在被干扰后产生偏差的异常数据。而基站 A2 和 A3 的采集数据分布均匀, 表示基站在采集过程中未受到信号干扰, 采集数据为正常数据。对 A2 和 A3 采集到的数据求平均 \bar{A}_2 和 \bar{A}_3 作为距离估计值。以 A2 为球心, \bar{A}_2 为半径; A3 为球心, \bar{A}_3 为半径画两个球, 两球必会相交且有多个交点。对于 A0 来说, 靶点 Z 值为 3 m 时两点间距离最大, Z 值为 1.3 m 时两点间距离最小; 对于 A1

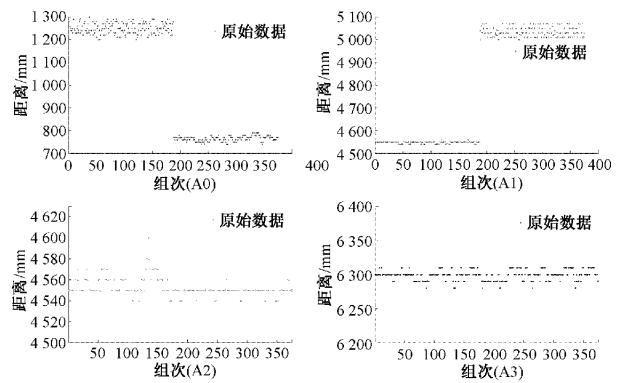


图 4 采集数据分布图

来说, 靶点 Z 值为 3 m 时两点间距离最大, Z 值为 1.7 m 时两点间距离最小。由此便可求出 A0 到靶点的距离范围以及 A1 到靶点的距离范围, 从而剔除掉有误数据。剔除以后的数据便可按正常数据求取靶点坐标时的流程进行计算。

对信号干扰下采集的数据进行分析, 发现在有信息干扰的情况下两列测量数据出现明显断层, 所以本文在研究中采用 K-means 聚类算法对异常数据进行聚类。

基于 K-means 聚类具体步骤如下:

在采集的数据中选择 K 个样本数据值, 将选取的测距值作为 K 个聚类中心的类簇点 (m_1, m_2, \dots, m_k) 。对样本值中的每个测距值来寻求最近聚类中心的值, 并将其划分到对应的类簇中, 具体原理如下:

1) 对各类簇的聚类中心点重新进行计算

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} x_{i,j}, i = 1, 2, 3, \dots, k;$$

$$2) \text{ 计算聚类误差平方和 } J = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{N_i} \|x_{i,j} - m_i\|^2;$$

3) 对误差值收敛性进行判断, 若聚类误差平方值收敛, 则输出聚类中心 (m_1, m_2, \dots, m_k) , 算法结束, 否则重复步骤 2)。

由于断层情况的出现, 本文将聚类的类别设定为两类, 即 $K=2$ 。表 1 为数据集中存在信号干扰下第 1 个靶点位置采集的数据为例的异常数据聚类结果。从分类结果可以看出, K-means 聚类模型具有较好的精确性, 准确的把断层数据聚类到两类中, 从而实现对有无信号干扰的情况下采集数据的区分。聚类为两类后, 根据两列正确的数据求出另外两列数据的范围, 选取正确的聚类数据。

使用 K-means 聚类算法可实现对采集数据中信号干扰时的异常数据分类, 并利用同序列的正常数据对异常数据进行插值纠正。本文得到数据的聚类结果如表 2 所示。

为检验 K-means 聚类结果的合理性和适用性, 本文选取采集数据中的 10 组数据, 利用 K-means 聚类模型来区分其测量时有无信号干扰。最终求得, 10 组数据中有 3 组是在有信号干扰的情况下测得, 7 组是在无信号干扰的情

表 1 异常数据聚类结果

组号	第 1 类				组号	第 2 类			
	A0	A1	A2	A3		A0	A1	A2	A3
1	770	5 010	4 550	6 310	1	1 240	4 550	4 550	6 300
2	770	5 030	4 550	6 310	2	1 230	4 550	4 550	6 290
3	770	5 050	4 550	6 310	3	1 250	4 540	4 550	6 280
...					...				
...					...				
188	770	5 010	4 550	6 290	187	1 220	4 550	4 540	6 290
189	760	5 010	4 550	6 290	188	1 240	4 550	4 550	6 300

表 2 插值纠正聚类结果

组号	第 1 类	第 2 类	组号	第 1 类	第 2 类
1	187	188	:	:	:
2	85	83	319	112	141
3	96	98	320	109	111
4	99	101	321	124	112
5	118	117	322	111	126
6	131	130	323	112	145
:	:	:	324	134	136

况下测得,与实际测量环境相符。具体结果如表 3 所示。

表 3 利用 K-means 聚类对 10 组数据的分类结果

正常	5 240	4 800	5 010	5 010	5 050	5 050	4 840
数据	5 360	2 610	4 120	5 320	3 740	4 110	2 600
	2 040	4 750	3 810	1 990	3 710	3 710	4 960
	2 940	2 550	2 020	2 930	2 070	2 110	2 700
	2 940	2 840	2 740				
异常	4 290	4 490	2 720				
数据	2 840	2 860	4 670				
	4 190	4 190	4 790				

在对异常数据进行聚类处理后,采用 Chan-IDW 算法分别对实验环境下测出的数据进行精确定位求解。选取五组无信号干扰下的数据定位结果如表 4 所示。

表 4 无信号干扰情况下的定位结果

组别	X/cm	Y/cm	Z/cm
第 1 组	117.879	67.778	69.118
第 2 组	317.496	171.539	76.300
第 3 组	273.780	116.704	80.856
第 4 组	244.870	100.760	227.775
第 5 组	147.972	254.208	213.393

选取 5 组有信号干扰的数据定位结果如表 5 所示。

由表 4 和 5 表明采用 Chan-IDW 模型计算出的定位坐标与靶点实际位置对比无较大差别,可见本文所采取算法

表 5 有信号干扰情况下的定位结果

组别	X/cm	Y/cm	Z/cm
第 1 组	56.386	238.377	88.730
第 2 组	141.165	60.076	145.018
第 3 组	177.655	96.534	27.854
第 4 组	88.880	193.595	214.943
第 5 组	187.900	159.993	232.814

的优异性,为更加直观的显示出本文算法的精度,本文对采集的数据进行精度评价分析。

3 精度评价

在 UWB 定位当中,衡量定位算法精度的主要包括均方根误差(root mean square error, RMSE),几何精度因子等,分别从不同角度对定位算法的推算坐标精度进行刻画。其中 RMSE 指标可以良好的显示实际测量出的估计值是否存在较大或较小的误差。因此本文采用 RMSE 来刻画所采用 Chan-IDW 定位算法的定位精度。根据 RMSE 算法的定义,在本次实验场景中可表示为式(19):

$$RMSE = \sqrt{E[(X_{\text{真}} - X)^2 + (Y_{\text{真}} - Y)^2 + (Z_{\text{真}} - Z)^2]} \quad (19)$$

式中: $(X_{\text{真}}, Y_{\text{真}}, Z_{\text{真}})$ 表示靶点的真实位置, (X, Y, Z) 是靶点位置的计算值。

使用 Chan-IDW 模型计算出靶点的位置坐标,利用 RMSE 对定位实际位置的推算坐标精度进行二维和三维坐标的误差计算,得出实际测量值与真实值之间的误差,靶点位置的二维坐标误差变化如图 5 所示,三维坐标误差变化如图 6 所示。

由图 5 可得出靶点二维坐标在无信号干扰情况下与实际坐标值最大误差是 12.23 cm,平均误差为 4.15 cm,在有信号干扰下采集的数据中,计算得出最大误差为 17.89 cm,平均误差为 5.67 cm。由图 6 可知在无信号干扰情况下求出的靶点位置三维坐标与真实值最大的误差为 22.76 cm,平均误差为 9.74 cm。而在有信号干扰情况下的最大误差值为 30.87 cm,平均误差为 11.34 cm。结果表明 Chan-IDW 模型计算得出的靶点坐标与真实坐标非常接近,平均

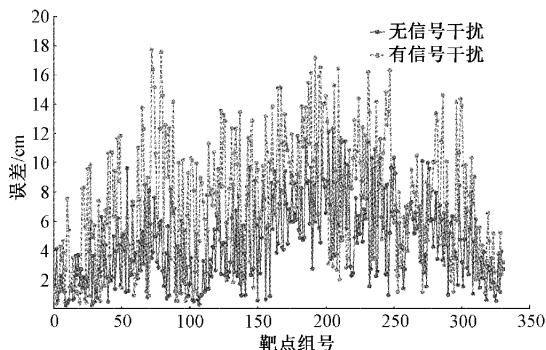


图 5 二维坐标误差图

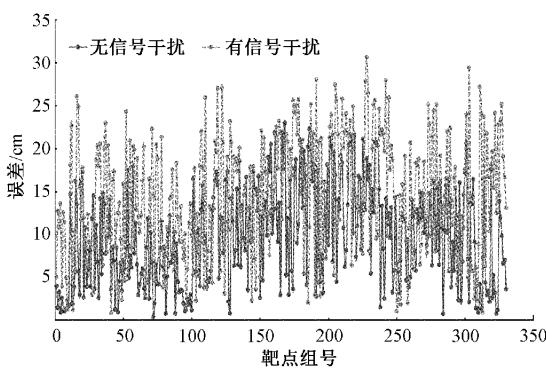


图 6 三维坐标误差图

误差都在厘米级别,由此可知模型精度较高。

4 结 论

本文提出的改进 Chan-IDW 算法能够有效解决超宽带技术中的核心问题即三维定位问题,一定程度上提高了 Chan 算法在 Z 轴定位上的精度。实验结果表明:改进的 Chan-IDW 定位模型能够达到误差的厘米级精度,可满足大多数情况下的定位要求,对于推动 UWB 三维精确定位在电力、医疗、化工行业、隧道施工、危险区域管控等领域的应用型研究提供了理论基础。对于有信号干扰情况下的 UWB 精确定位研究,建立的基于 K-means 非监督分类型模型能够有效对有信号干扰时的异常数据进行自动分类、甄别,经试验分类精度较高,可用于剔除有信号干扰时的异常数据,进而实现有信号干扰情况下的 UWB 精确定位。但是本文的研究还存在一些不足以及需要进一步优化的地方:对于存在信号干扰的数据只做了简单的数据清洗,应当进行更加严格的滤波处理,如使用卡尔曼滤波器,进一步修正(或排除)异常数据对模型精度的影响;改进 Chan-IDW 算法虽然有较高的定位精度,但是其鲁棒性较差,尤其在数据存在异常时,可能会出现较大的偏差。

参考文献

- [1] 杨保,张鹏飞,李军杰,等. 一种基于蓝牙的室内定位导航技术[J]. 测绘科学,2019,44(6):89-95.
- [2] 张媛,缪相林,王梅,等. UWB 测距室内定位算法误差分析[J]. 导航定位学报,2020,8(6):132-136.
- [3] 任昊誉,郭晨霞,杨瑞峰. 卡尔曼滤波提高 UWB 测距精度研究[J]. 电子测量技术,2021,44(18):111-115.
- [4] KOK M, HOL J D, SCHON T B. Indoor positioning using ultrawideband and inertial measurements [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2015, 64(4):1293-1303.
- [5] ARIAS D R. A cooperative localization algorithm for UWB indoor sensor networks[J]. Wireless Personal Communications, 2013, 72(1):85-99.
- [6] 程鑫,王坚,韩厚增,等. 加权精度衰减因子的超宽带组网优化布设[J]. 测绘科学,2021,46(9):1-6.
- [7] ZHOU T Y, XIAO M L, LIU Y Y, et al. Research on indoor UWB positioning based on expectation maximization in NLOS environment[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2021, DOI: 10.1002/cpe.6278.
- [8] 张宝军,田奇,王珩,等. 基于 CNN 和在线学习的 UWB 室内定位算法[J]. 传感技术学报,2020,33(4):511-516.
- [9] 曾玲,彭程,刘恒. 基于非视距鉴别的超宽带室内定位算法[J]. 计算机应用,2018,38(S1):131-134.
- [10] 王川阳,王坚,宁一鹏,等. 超宽带定位的降噪方法研究[J]. 测绘科学,2019,44(4):175-181.
- [11] 卜伟雄,朱蕴璞,何子路. 基于交互式多模型的 UWB 定位算法及实验研究[J]. 国外电子测量技术,2021, 40(4):22-26.
- [12] 仰胜,胡志刚,赵齐乐,等. 基于 TOF 模式的 UWB 定位原理与精度验证[J]. 大地测量与地球动力学,2020, 43(2):45-62.
- [13] WANG S H, ZHANG Y D, YANG M, et al. Unilateral sensorineural hearing loss identification based on double-density dual-tree complex wavelet transform and multinomial logistic regression [J]. Integrated Computer-Aided Engineering, 2019, 26(4): 411-426.
- [14] 高健,陆阳,李庆巧,等. 采用三次通信的 TOF 与 TDOA 联合定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3):66-73.
- [15] 李康,杨玉东. 基于改进的 Chan-Vese 模型与边缘转换的图像分割算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(6):204-208.
- [16] 陈思翰. 基于 Fang 算法的 TDOA 室内定位技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017, 15(5):752-755.
- [17] 刘书静,罗海勇,吴彬,等. 基于最小二乘测距定位法信标最优部署模型[J]. 计算机学报, 2013, 36(3): 546-556.

- [18] 陈红梅,常林江,徐振方,等. 复杂环境下 GNSS/INS/UWB 紧组合的无人机协同导航算法[J]. 仪器仪表学报,2021,42(7):98-107.

作者简介

黄琴,硕士研究生,主要研究方向为地理信息系统与室内定位与导航。

E-mail:1409028786@qq.com

兰小机(通信作者),教授,主要研究方向为空间大数据

存储管理及分析应用、物联网与 GIS 应用开发、空间数据库理论和空间数据挖掘。

E-mail:Landcom8835@163.com

夏益强,硕士研究生,主要研究方向为测绘工程方向。

E-mail:2241534952@qq.com

傅静雅,硕士研究生,主要研究方向为激光点云室内三维建模分析。

E-mail:1305552392@qq.com