

## 干扰条件下 UWB 三维定位算法\*

王小月<sup>1</sup> 薛帅康<sup>2</sup> 章强<sup>1</sup> 刘微雪<sup>1</sup> 许致火<sup>1</sup>

(1.南通大学交通与土木工程学院 南通 226019; 2.南通大学信息科学技术学院 南通 226019)

**摘要:** 在室内环境下,超宽带(UWB)信号常受到遮挡物干扰影响,进而导致测量距离数据异常以及产生虚假延时,导致定位性能下降。针对这一问题,本文提出了抗干扰的UWB三维定位方法。首先,以数据间的欧式距离作预处理,建立了K-means模型剔除了错误的观测数值。其次,利用L2范数正则化方法改进了常规的最小二乘法。最后,为了验证该方法的有效性,本文设计了无人机在室内三维定位的一个应用实例,在无干扰和有干扰的条件下分别收集了无人机的飞行数据,然后应用提出的数据预处理方法消除了异常的数据,并利用改进的最小二乘法对这两种情况下无人机的位置进行估计。实例结果表明本文提出方法的有效性,可在干扰环境下提高UWB三维定位精度。

**关键词:** UWB;干扰;室内定位;K-means聚类;改进最小二乘法;L2范数正则化

**中图分类号:** TN959.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4030

## UWB 3D Localization algorithm under interference conditions

Wang Xiaoyue<sup>1</sup> Xue Shuaikang<sup>2</sup> Zhang Qiang<sup>1</sup> Liu Weixue<sup>1</sup> Xu Zhihuo<sup>1</sup>

(1. School of Transportation and Civil Engineering, Nantong University, Nantong 226019, China;

2. School of Information Science and Technology, Nantong University, Nantong 226019, China)

**Abstract:** In indoor environment, the ultra-wide band (UWB) signal is often affected by the interference from the occluding objects, which leads to the anomaly of the measured distance data and spurious delay, resulting in the degradation of the positioning performance. Firstly, a K-means model is developed to reject the false observation values by preprocessing the Euclidean distance between data. Secondly, the conventional least-squares localization method is improved by using the L2 norm regularization method. Finally, in order to verify the effectiveness of the method, an application example of indoor 3D positioning of an unmanned aerial vehicle (UAV) is designed in this paper. The flight data of UAV are collected under the conditions of no interference and interference, and then the proposed data preprocessing method is applied to eliminate the abnormal data and estimate the position of UAV in both cases using the improved least squares method. The results of the practical example show the effectiveness of the proposed method, which can improve the UWB 3D positioning accuracy under the interference environment.

**Keywords:** UWB; interference; indoor positioning; K-means clustering; improved least squares; L2 norm regularization

## 0 引言

近年来,定位技术广泛应用于人们的日常生活中,在室外导航、测绘、防治自然灾害等领域深受欢迎,除此之外,定位技术甚至满足了人们对于室内导航、人员实时定位与轨迹跟踪、无人运输等精准定位的需求<sup>[1-4]</sup>。伴随着人们对于位置的需求,相关产业的研究方向逐渐从室外转变为室内,不少室内定位技术应运而生,例如UWB、无线局域网、蓝牙、红外、超声波、Zigbee等<sup>[5]</sup>。

其中,UWB技术采用发射极短的脉冲电磁波信号,以实现目标的径向距离位置测量。在室内定位领域,UWB具有得天独厚的优势<sup>[6]</sup>,因为利用UWB技术可克服卫星导航在室内接收信号不稳定、定位精度不高等问题<sup>[7]</sup>。UWB定位技术最根本的原理是通过基站接收来自目标的信号,并测出基站与目标之间的距离,根据基站的位置和得到的距离来完成定位。UWB具有多种测距方法,比如考虑基于飞行时间(time of flight, TOF)的测距原理,以及基于到达角(arrival of angle, AOA)的测距原理等<sup>[8]</sup>。因为

收稿日期:2022-03-25

\* 基金项目:国家自然科学基金(61801247)、2022年广东蓝色畅想文化投资有限公司-教育部产学研合作协同育人项目资助

AOA 适用的场景较少、容易受到各种干扰以及定位精度不高等原因,故而很少使用此方法<sup>[9]</sup>。在此基础上,许多研究人员提出了各种算法来实现室内定位,鲁旭涛等<sup>[10]</sup>提出了一种基于神经网络预测的双边定位算法,引入了双边双向测距,有效克服了算法和硬件导致的时间误差,但是学习过程较为复杂,并且可能存在拟合过度的情况。何成文等<sup>[11]</sup>提出了一种简单迭代最小二乘算法,原理简单,易于实现,但仍不能满足一些高精度目标跟踪情况的需要。王沁等<sup>[12]</sup>提出了一种基于误差分级的室内 TOA 定位算法,通过实时估计测距误差水平和误差范围,利用极大似然法得到目标最大概率所处位置。任昊誉等<sup>[13]</sup>采用了卡尔曼滤波算法以减少 UWB 外界干扰对测距的影响。

UWB 的 TOF 测距方法要实现目标的三维位置定位,必须布设 3 个以上的 UWB 设备进行靶点位置观测,建立多个独立的观测方程,如图 1 所示。然而,在室内的环境下,受房屋的墙壁、金属等物体的干扰影响,UWB 设备发射的电磁信号被这些物体遮挡,UWB 设备提供的径向距离具有延时,这对准确的 UWB 测距构成了挑战。这种干扰不是 UWB 主动发射信号之间的电磁干扰<sup>[14]</sup>,而是因为信号的多径传输产生的。因此,在信号干扰环境下,如何实现 UWB 精确定位是一个亟待解决的问题。

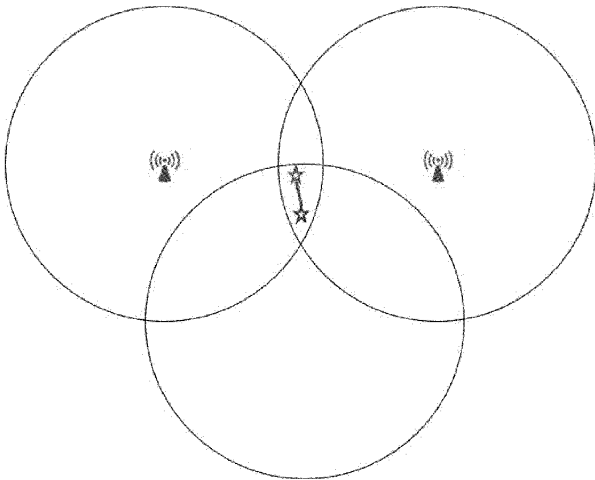


图 1 多个 UWB 对靶点的定位示意图

另外,在强干扰环境下除了产生干扰数据外,UWB 设备还出现异常的数据。异常数据的出现进一步对目标定位提出挑战。本文针对 UWB 的 TOF 定位技术中干扰问题,首先提出基于聚类的方法对异常数据进行处理,进而提出基于 L2 范数正则化方法的最小二乘法进行目标定位研究,以提高干扰环境下的目标三维定位精度。

### 1 异常数据的处理方法

异常数据有别于干扰产生的数据是因数据在传输存储过程中产生的错误数据。尤其是在高数据率的超宽带数据

传输通道中,接收器存在一定的错误率。在存在干扰和无干扰的条件下,都有可能出现异常的数据。因此,本文根据 UWB 传感器测量得到的径向距离数据一般存在 0~5 cm 的测距差异,因此可以将数据分成 6 类,即差异值分别为(相同,小差异,一般差异,中等差异,较大差异,异常)6 类,进而设计 K-means 模型进行观测数据异常数据预处理。

已知观测集  $\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2, \dots, \mathbf{O}_n$ , 其中每个观测都是一个 4 维向量,即  $\mathbf{O}_n = (R_0^n, R_1^n, R_2^n, R_3^n)$ , 根据上述讨论,这里 K-means 聚类模型把  $n$  个观测数据划分到 6 个集合中,使得组内平方和最小。数据聚类的目标是找到满足式(1)的聚类  $S_i$ :

$$\operatorname{argmin}_S \sum_{i=1}^6 \sum_{x \in S_i} \|x - \mu_i\|_2^2 \quad (1)$$

式中:  $\mu_i$  是  $S_i$  中所有观测点的均值,  $x$  为样本数据。

按照下面两个步骤交替进行求解上述模型:

分配阶段:将每个观测分配到聚类中,使得组内平方和达到最小。因为这一平方和就是平方后的欧氏距离,所以很直观地把观测分配到离它最近的均值点即可:

$$S_i^{(t)} = \{\mathbf{O}_p : \|\mathbf{O}_p - m_i^{(t)}\|_2^2 \leq \|\mathbf{O}_p - m_j^{(t)}\|_2^2, 1 \leq j \leq 6\} \quad (2)$$

其中,每个  $\mathbf{O}_p$  都只被分配到一个确定的聚类  $S^t$  中,尽管在理论上它可能被分配到 2 个或者更多的聚类。

更新阶段:对于上一步得到的每一个聚类,以聚类中观测值的中心,作为新的均值点。

$$m_i^{(t+1)} = \frac{1}{|S_i^{(t)}|} \sum_{\mathbf{O}^j \in S_i^{(t)}} x_j \quad (3)$$

因为算术平均是最小平方估计,所以这一步减小了目标函数组内平方和值,算法将对于观测的分配不再变化时收敛。预处理算法具体的算法流程如表 1 所示。

表 1 基于 K-means 数据预处理算法

Algorithm: 观测数据预处理算法
输入: 原始观测数据文件。
1 K-means 聚类处理;
2 while 收敛条件不满足 do
3 分配阶段:根据式(2)进行观测数据分配;
4 更新阶段:根据式(3)更新重新分配后测数据均值。
5 剔除观测异常值及保留数据:
6 if 某个聚类的数据数量少于整个数据数量 1/10
7 then 该聚类为观测异常值数据,进行剔除。
8 else 提取该聚类的第一个数据记录写入到保存文件中。
输出: 保留后的数据文件。

### 2 室内三维定位方法

每个 UWB 设备对目标可获得一次观测径向距离,目标的 3 维坐标含有 3 个变量,理论上需要 3 个独立的线性方程组进行求解。由 4 个 UWB 设备可提供 4 个观测方

程, 这对三维坐标估计提供了物理观测方程基础, 但是由于观测中的干扰影响, 方程组是矛盾的。通常采用最小二乘法获得矛盾方程的最优解, 其具体原理如下。

### 2.1 常规最小二乘定位方法

设 4 个锚点的坐标为  $(x_i, y_i, z_i), i = 0, 1, 2, 3$ , 靶点的坐标为  $(x_t, y_t, z_t)$ , 靶点到 4 个锚点的距离为  $R_i, i = 0, 1, 2, 3$ 。

所以不存在干扰的情况下, 可以建立观测模型的方程组为:

$$\begin{cases} (x_t - x_0)^2 + (y_t - y_0)^2 + (z_t - z_0)^2 = R_0^2 \\ (x_t - x_1)^2 + (y_t - y_1)^2 + (z_t - z_1)^2 = R_1^2 \\ (x_t - x_2)^2 + (y_t - y_2)^2 + (z_t - z_2)^2 = R_2^2 \\ (x_t - x_3)^2 + (y_t - y_3)^2 + (z_t - z_3)^2 = R_3^2 \end{cases} \quad (4)$$

进一步化简可得,

$$\mathbf{A}\mathbf{p} = \mathbf{b} \quad (5)$$

式中观测矩阵:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & -2x_0 & -2y_0 & -2z_0 \\ 1 & -2x_1 & -2y_1 & -2z_1 \\ 1 & -2x_2 & -2y_2 & -2z_2 \\ 1 & -2x_3 & -2y_3 & -2z_3 \end{bmatrix} \quad (6)$$

目标靶点位置向量  $\mathbf{p}$  为:

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} x_t^2 + y_t^2 + z_t^2 \\ x_t \\ y_t \\ z_t \end{bmatrix} \quad (7)$$

$\mathbf{b}$  向量为:

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} R_0^2 - x_0^2 - y_0^2 - z_0^2 \\ R_1^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \\ R_2^2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 \\ R_3^2 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

上述矛盾方程组可采用预处理的共轭梯度法或者最小残差法等方法进行求解。这里采用最小二乘法进行求解可得到目标位置估计值为<sup>[15]</sup>:

$$\hat{\mathbf{p}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (9)$$

### 2.2 改进的最小二乘定位方法

由于强干扰存在, 测量误差更大, 观测方程组更改为:

$$\mathbf{A}\mathbf{p} \approx \mathbf{b} \quad (10)$$

这里引入 L2 范数正则化的方法, 对上述最小二乘法进行改进, 建立优化对, 目标函数如下:

$$J(\mathbf{p}) = \|\mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{p}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{p}\|_2^2 \quad (11)$$

式中模型参数  $\lambda > 0$ 。

对上式求导可得:

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{p}} = 2\mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{p} - \mathbf{b}) + 2\lambda \mathbf{p} \quad (12)$$

由上式等于 0 可推导得到改进最小二乘法模型的解为:

$$\hat{\mathbf{p}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (13)$$

最终得到在无干扰条件下对, 目标位置估计值为:

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = (\mathbf{p}(2), \mathbf{p}(3), \mathbf{p}(4)) \quad (14)$$

当在较强干扰条件下, 由于目标测量产生较大对延时, 测量的径向距离大于直接路径的距离。观测方程组修正为:

$$\begin{cases} (x_t - x_0)^2 + (y_t - y_0)^2 + (z_t - z_0)^2 = (R_0 + \delta R_0)^2 \\ (x_t - x_1)^2 + (y_t - y_1)^2 + (z_t - z_1)^2 = (R_1 + \delta R_1)^2 \\ (x_t - x_2)^2 + (y_t - y_2)^2 + (z_t - z_2)^2 = (R_2 + \delta R_2)^2 \\ (x_t - x_3)^2 + (y_t - y_3)^2 + (z_t - z_3)^2 = (R_3 + \delta R_3)^2 \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\delta R_0, \delta R_1, \delta R_2, \delta R_3$  分别为 UWB 四个锚点受干扰产生的延时距离。

则  $\mathbf{b}$  向量修正为:

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} R_0^2 + 2R_0\delta R_0 - x_0^2 - y_0^2 - z_0^2 \\ R_1^2 + 2R_1\delta R_1 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \\ R_2^2 + 2R_2\delta R_2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 \\ R_3^2 + 2R_3\delta R_3 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

对采集到的数据进行分析后, 如图 2 所示。正常不存在干扰的数据径向距离的标准差为  $\delta R = 6$  cm, 而在干扰条件下径向距离与没有延时的标准差约为 60 cm。

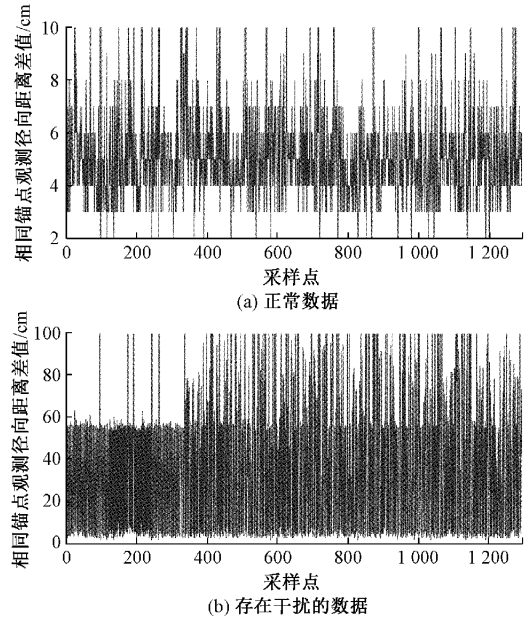


图 2 正常与干扰条件下的相同锚点观测径向距离差值

因此对于存在干扰的数据, 提高对目标靶点的采样率, 对相邻间隔组成的  $K$  组数据进行取最小值, 则可获取受干扰较小的测量径向距离值, 即:

$$\begin{bmatrix} R_0 \\ R_1 \\ R_2 \\ R_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \min(R_0(k)) \\ \min(R_1(k)) \\ \min(R_2(k)) \\ \min(R_3(k)) \end{bmatrix}, k = 1, 2, \dots, K \quad (17)$$

对改进的模型采用均方根误差 (root mean squared error, RMSE) 进行估计误差评估, 计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - \hat{p}_i)^2} \quad (18)$$

式中:  $p_i$  和  $\hat{p}_i$  分别为真实值和估计值。另外使用平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 对定位模型的估计误差进行评价, 计算如下:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |p_i - \hat{p}_i| \quad (19)$$

### 3 无人机室内三维定位的应用实例

为了验证提出方法的有效性, 本文在有干扰和无干扰的室内情况下, 对无人机飞行轨迹进行了三维定位应用。图 3 (a) 给出了无人机的观测几何示意图。室内空间划定一个长 5 m、宽 5 m、高 3 m 的三维区域作为无人机的实验飞行区域。4 个 UWB 设备的位置为:  $A_0(0, 0, 1.3)$ ,  $A_1(5, 0, 1.7)$ ,  $A_2(0, 5, 1.7)$ ,  $A_3(5, 5, 1.3)$  (单位: m)。图 3 (b) 为实验场景中无人机在室内飞行正常的三维真实参考轨迹图。

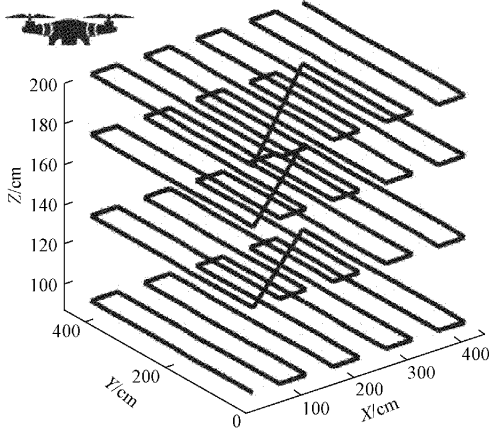
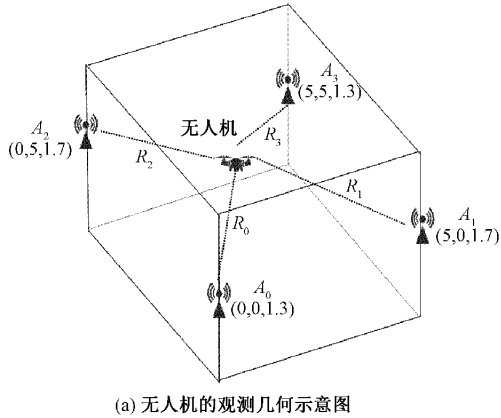


图 3 无人机的室内三维定位场景

该应用实例将针对室内不存在干扰和存在干扰两种情况进行验证: 无干扰情况下, 实验飞行区域内不存在任何物

体和电磁干扰; 有干扰情况下, 在 UWB 设备和无人机之间放置遮挡物。无人机从实验飞行区域的地面上开始飞行, 并且为了收集到更为有效的数据, 使其分别在有干扰和无干扰的情况下进行多次飞行, 收集到的数据包括数据序列号、时间信息、靶点的 ID、各个靶点到无人机的距离等。由于数据传输链接有可能会出错的原因, 往往采集到的数据中都会存在一些异常或者重复的数据, 因此首先给出本文提出的预处理方法实验结果。

#### 3.1 异常数据处理结果

通过预处理算法对无干扰条件下采集的数据文件剔除了 352 个观测异常聚类, 对干扰条件下采集的数据文件剔除了 499 个观测异常聚类。图 4 和 5 分别给出干扰条件下和无干扰条件下的数据聚类分布例子。

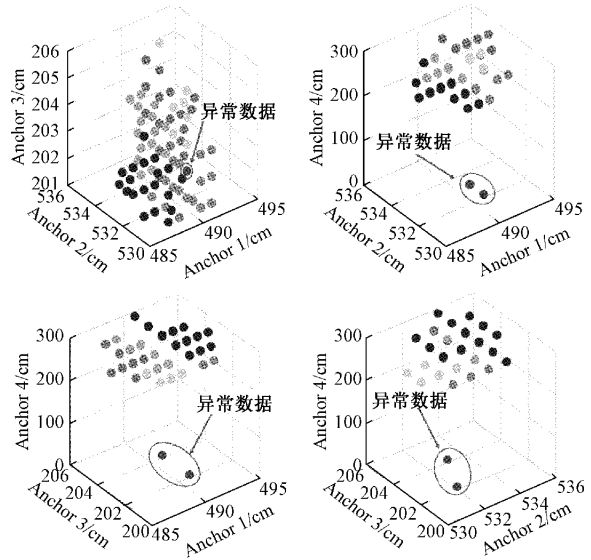


图 4 无干扰条件下的数据聚类的例子

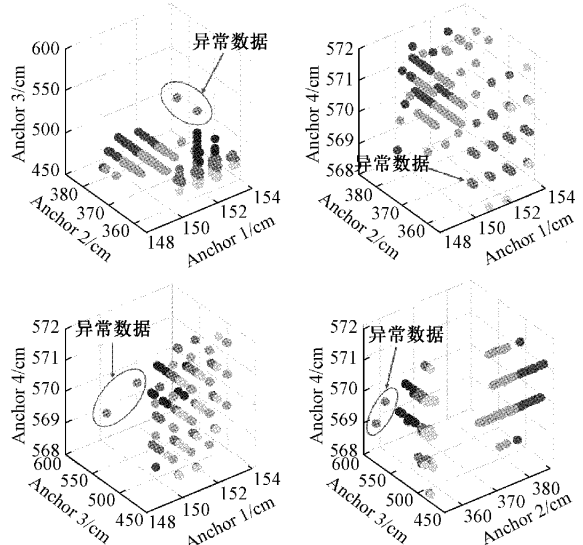
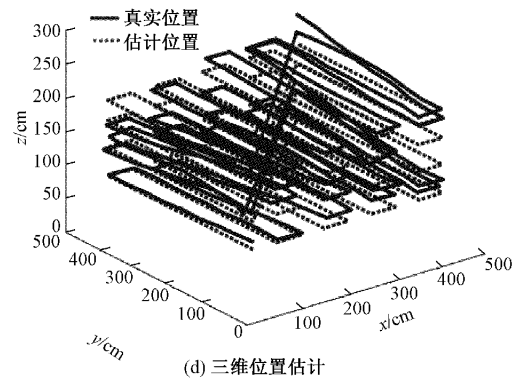


图 5 干扰条件下的数据聚类的例子

由以上的图可知,所建立的聚类模型能够有效地识别出观测异常数据值,进而可有效地剔除错误的观测值。

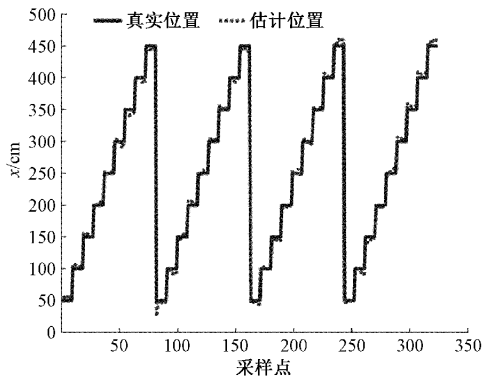
### 3.2 室内环境下的无人机三维定位实验结果

在剔除UWB的异常数据后,数据中还存在着干扰路径信息,因此接下来给出提出的定位方法进行室内三维定位实验结果。如图6和7所示,在无干扰条件和存在干扰的条件下分别估计出了无人机在 $x, y, z$ 三个方向以及最终三维的飞行轨迹,以真实路径为参考,估计结果具有较高的准确性。如表2所示,在无干扰条件下( $x, y, z$ )估计均方根误差RMSE分别为5.08 cm、4.57 cm及18.06 cm,二维定位误差RMSE为5.57 cm,三维定位误差维RMSE为18.06 cm。如表3所示,在干扰条件下( $x, y, z$ )估计均方根误差RMSE分别为4.92 cm、4.63 cm及20.75 cm,二维定位误差RMSE为5.47 cm,三维定位误差维RMSE为11.01 cm。

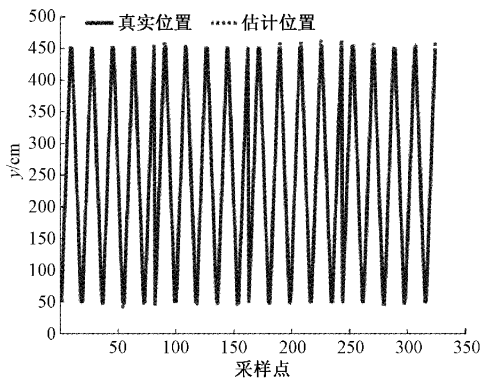


(d) 三维位置估计

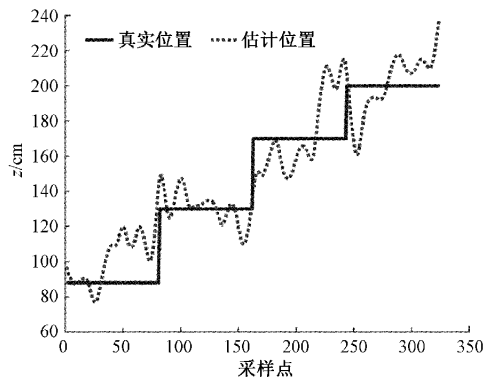
图6 无干扰条件下的无人机位置估计结果



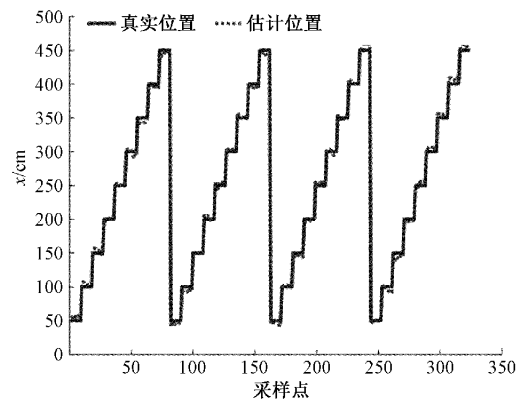
(a) x方向位置估计



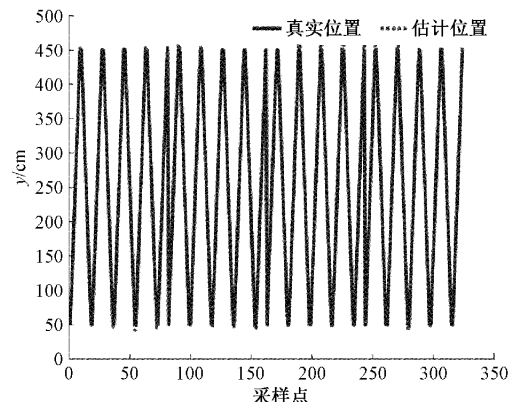
(b) y方向位置估计



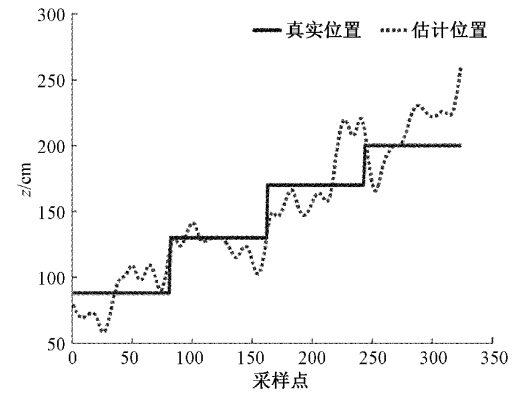
(c) z方向位置估计



(a) x方向位置估计



(b) y方向位置估计



(c) z方向位置估计

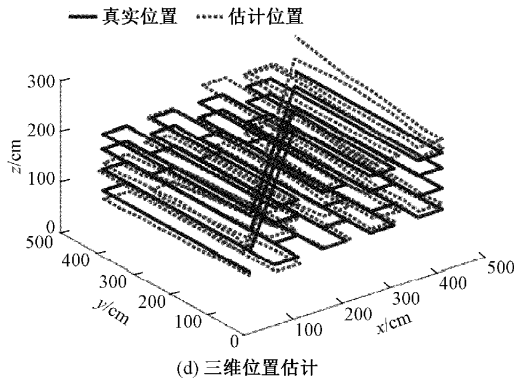


图 7 干扰条件下的无人机位置估计结果

表 2 无干扰数据的估计误差 cm

RMSE	$x$	$y$	$z$	$xy$	$xyz$
	5.08	4.57	18.06	5.57	18.06
MAE	$x$	$y$	$z$	$xy$	$xyz$
	4.15	3.62	14.09	4.45	17.57

表 3 干扰数据的估计误差 cm

RMSE	$x$	$y$	$z$	$xy$	$xyz$
	4.92	4.63	20.75	5.47	11.01
MAE	$x$	$y$	$z$	$xy$	$xyz$
	4.12	3.67	16.67	4.42	8.19

#### 4 结 论

本文主要针对干扰环境下的 UWB 三维定位的技术难题,提出了异常数据处理方法,并设计了一种改进的最小二乘定位方法。本文首先利用了 K-means 方法有效地剔除了错误观测数值,然后基于 4 个 UWB 设备的观测几何建立了观测模型,进而提出了一种基于 L2 正则化方法改进常规的最小二乘模型求解方法。最后,由无人机在室内飞行轨迹定位的应用实例验证了本文提出的方法可提高 UWB 在干扰环境下的三维定位精度。在实际定位应用中,还需要考虑算法的实时性能,因此数据样本将减少,如何在更少的数据下判断数据异常需要后续进一步深入的研究;另外,由于 4 个 UWB 的观测几何限制,目前对垂直分量的定位精度还有待进一步提高。这方面可从设计优化观测几何或者再增加一个 UWB 对目标进行优化观测,进而以实现在复杂的环境下低运算量、高可靠性与高精度的三维定位性能。

#### 参考文献

[1] 刘宇,谢宇,彭慧,等.基于 UWB/PDR 的航向发散自适应修正算法研究[J].电子测量技术,2022,45(3):98-103.  
 [2] 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.

[3] 李建佳,鲍亚川,蔚保国.802.15.4z 协议 LRP UWB 通导融合信号体制研究与分析[J].电子测量技术,2021,44(19):95-102.  
 [4] 贺晶晶,姜平,冯晓荣.基于 UWB 的无人运输车的导航定位算法研究[J].电子测量与仪器学报,2016,30(11):1743-1749.  
 [5] 袁莉芬,张悦,何怡刚,等.一种基于 CKF 的改进 LANDMARC 室内定位算法[J].电子测量与仪器学报,2017,31(5):739-745.  
 [6] 张宁,付炜平,孟荣,等.室内空间定位方法研究综述[J].科学技术与工程,2022,22(3):882-892.  
 [7] ZAFARI F, GKELIAS A, LEUNG K K. A survey of indoor localization systems and technologies[J]. IEEE Communications Surveys Tutorials, 2019, 21(3):2568-2599.  
 [8] 彭宇,王丹.无线传感器网络定位技术综述[J].电子测量与仪器学报,2011,25(5):389-399.  
 [9] 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,2020,40(3):247-251.  
 [10] 鲁旭涛,薛凯亮,李静,等.基于神经网络预测的室内测距算法研究[J].国外电子测量技术,2021,40(7):70-76.  
 [11] 何成文,袁运斌,谭冰峰.一种基于 UWB TDOA 定位模式的迭代最小二乘算法[J].大地测量与地球动力学,2021,41(8):806-809.  
 [12] 王沁,何杰,张前雄,等.测距误差分级的室内 TOA 定位算法[J].仪器仪表学报,2011,32(12):2851-2856.  
 [13] 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.  
 [14] 袁敏,施佳,许致火.基于维纳滤波的汽车毫米波雷达干扰自适应抑制[J].电子测量与仪器学报,2021,35(2):194-201.  
 [15] 宰昶丰,郭英,叶瑾,等.基于 UWB 穿墙定位中 NLOS 误差的优化方法[J].电子测量技术,2021,44(19):128-133.

#### 作者简介

王小月,硕士研究生,主要研究方向为雷达遥感与机器学习方法。

E-mail:wangxiaoyue\_ntu@163.com

薛帅康,硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理。

E-mail:shuaikang\_xue@163.com

章强,硕士研究生,主要研究方向为多传感器融合。

E-mail:1137340516@qq.com

刘微雪,硕士研究生,主要研究方向为雷达遥感与机器学习方法。

E-mail:liuweixue\_ntu@163.com

许致火(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为雷达系统与信号处理。

E-mail:xuzhihuo@ntu.edu.cn