引文格式:郭英,周振平,崔健慧,等.一种改进抗差自适应滤波的UWB定位方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2026,51(1):182-190.DOI:10.13203/j.whugis20230354

Citation:GUO Ying,ZHOU Zhenping,CUI Jianhui,et al.A UWB Positioning Method Based on Improved Robust Adaptive Filtering[J].Geomatics and Information Science of Wuhan University,2026,51(1):182-190.DOI:10.13203/j.whugis20230354

一种改进抗差自适应滤波的UWB定位方法

郭 英[1] 周振平[1] 崔健慧[1] 谢永强[2] 苏 辕[2]

1 山东科技大学测绘与空间信息学院,山东 青岛,266590

2 青岛数字世界信息技术有限公司,山东 青岛,266000

摘 要:针对超宽带(ultra-wide band,UWB)定位时存在的非视距(non-line-of-sight,NLOS)误识别、漏识别等问题,提出一种基于滑动窗口方差检测与新息检测的抗差自适应滤波算法。在新息抗差自适应算法的基础上,利用滑动窗口方差检测结合新息检测的方式,降低模型扰动状态下的NLOS误识别与漏识别率;同时,利用距离平滑与距离更新对方差检测方法进行优化,解决了方差检测的检测退化问题。实验结果表明,在视距环境下,所提算法定位精度高,为0.073 m;在人员遮挡环境下,定位精度为0.077 m,相较于最小二乘、卡尔曼滤波、新息抗差自适应滤波算法,精度分别提升了40.3%、33.6%、28.7%;在立柱遮挡及地下车库等较严重NLOS环境下,所提算法定位精度为0.125 m,相较于最小二乘、卡尔曼滤波、新息抗差自适应滤波算法,车库环境定位精度分别提升了80.8%、73.7%、36.2%。而且在3种NLOS环境下,相较于新息抗差自适应滤波算法,NLOS误识别率降低了38.2%以上,能够满足室内复杂环境下的高精度定位需求。

关键词:UWB定位;扩展卡尔曼滤波;鲁棒自适应滤波;NLOS误差

中图分类号:P228 **文献标识码**:A **收稿日期**:2024-05-28

DOI:10.13203/j.whugis20230354 **文章编号**:1671-8860(2026)01-0182-09

A UWB Positioning Method Based on Improved Robust Adaptive Filtering

GUO Ying[1] *ZHOU Zhenping*[1] *CUI Jianhui*[1] *XIE Yongqiang*[2] *SU Yuan*[2]

1 College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

2 Qingdao Digital World Information Technology Co. Ltd, Qingdao 266000, China

Abstract: **Objectives**: Aiming at the problems of non-line-of-sight (NLOS) error recognition and missed recognition in ultra-wide band (UWB) positioning, a robust adaptive filtering algorithm based on sliding window variance detection and innovation detection is proposed. **Methods**: Based on the innovation robust adaptive algorithm, the sliding window variance detection combined with the innovation detection method is used to reduce the NLOS false recognition and missed recognition rate under the model disturbance state. Furthermore, the variance detection method is optimized by distance smoothing and distance updating, which solves the problem of detection degradation of variance detection. **Results**: The results of real experiments show that the improved algorithm achieves a positioning accuracy of 0.073 m in the line-of-sight environment. In the personnel occlusion environment, the algorithm attains an accuracy of 0.077 m, which improves by 40.3%, 33.6%, and 28.7% compared to the least squares, Kalman filter, and innovation robust adaptive filtering algorithms, respectively. In more severe NLOS environments such as pillar occlusion and underground parking garages, the positioning accuracy is 0.125 m. Compared to the least squares, Kalman filter, and innovation robust adaptive filtering algorithms, the accuracy in the parking garage environment is improved by 80.8%, 73.7%, and 36.2%, respectively. Additionally, in the three types of NLOS environments, compared to the innovation robust adaptive filtering algorithm, the NLOS false detection rate is reduced by more than 38.2%. **Conclusions**: The algorithm can meet the high-precision posi-

基金项目:山东省自然科学基金(ZR2021QD131)。

第一作者:郭英,博士,副教授,主要从事室内外定位与导航研究。sdkdgy@163.com

通信作者:崔健慧,博士,讲师。jhcui@sdust.edu.cn

tioning requirements in complex indoor environments.

Key words: ultra-wide band positioning; extended Kalman filter; robust adaptive filtering; NLOS error

随着城市现代化建设的加快,室内位置服务在安全管控、应急救援等方面的需求不断增大[1-2]。全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)等无线电定位系统的信号容易受到遮挡,在室内环境下信号可用性差甚至不可用,无法保证室内定位精度和可用性[3]。近年来,各类室内无线定位技术蓬勃发展,包括蓝牙、无线网络(wireless fidelity,Wi-Fi)、音频、超宽带(ultra wide band,UWB)、射频识别定位技术等[4]。其中,蓝牙、Wi-Fi设备布设广泛,其信号易于获取,但是定位精度较低,一般为1~3 m[5-7]。相较而言,UWB设备能耗低、时间分辨率高、信号穿透力强、测距精度高,在高精度室内定位中应用广泛[8]。

室内场景具有复杂度高、变化快等特点,环境中的各类固定及移动障碍物会对UWB的信号传播造成影响,例如多路径效应、非视距(non line of sight,NLOS)传播等[9-10]。NLOS传播严重时甚至会导致UWB无法定位。抗差估计及自适应滤波是提升NLOS环境下UWB定位精度的常用技术手段[11-13]。魏伟等[14]对Sage-Husa算法进行了改进,改进后的算法能够同时对过程噪声协方差矩阵和量测噪声协方差矩阵进行自适应估计,相较于普通算法具有更强的适应性。苗岳旺等[15]将新息检测算法应用于捷联惯性导航系统/GNSS组合导航中,在观测值存在严重粗差时也能得出可靠的定位结果。刘韬等[16]将新息抗差算法与改进的Sage-Husa自适应滤波相结合并应用于UWB定位,提升了UWB的定位精度,但该算法没有考虑新息抗差算法的应用条件,存在一定的NLOS误识别。DONG等[17]对传统方差检测算法进行了改进,提出滑动窗口拟合计算方差的方法,能够对NLOS误差进行精确检测,但该方法没有对初始窗口内的数据进行处理,存在一定的NLOS漏识别。综上所述,目前的抗差自适应定位算法能够改善NLOS误差,但没有对误差来源进行精准识别,算法定位精度及适应性还有待提升。

针对上述问题,本文提出一种基于滑动窗口方差检测与新息检测的改进抗差自适应滤波算法,降低了模型扰动状态下的NLOS误识别与漏识别率,解决了方差检测的退化问题,提升了UWB定位精度,并利用实测数据对该算法的定位精度进行了验证。

1　新息抗差自适应滤波

新息抗差自适应滤波可在扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter,EKF)[18-21]基础上改进得到。以匀速运动模型作为EKF的系统动力学模型,则有:

$$\boldsymbol{X}_k=\boldsymbol{F}\boldsymbol{X}_{k-1}+\boldsymbol{w}_k \tag{1}$$

式中,$\boldsymbol{X}_k=\begin{bmatrix}x_k & y_k & v_{x,k} & v_{y,k}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$为$k$时刻系统状态向量;$\boldsymbol{F}$为状态转移矩阵;$\boldsymbol{w}_k$为$k$时刻过程噪声向量,对应的协方差矩阵为$\boldsymbol{Q}_k$[22]。

利用$n(n\geqslant 3)$个UWB基站进行二维定位,则k时刻第i个基站与标签间的真实距离为:

$$d_{i,k}=\sqrt{(x_k-x_i^b)^2+(y_k-y_i^b)^2} \tag{2}$$

式中,$\left(x_i^b,y_i^b\right)$为第i个基站的坐标,$i=1,2,\cdots,n$。

由于存在测距误差$v_{i,k}$,所以量测距离值为$r_{i,k}=d_{i,k}+v_{i,k}$,此时滤波的量测方程可表示为:

$$\boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{H}\boldsymbol{X}_k+\boldsymbol{V}_k \tag{3}$$

式中,$\boldsymbol{Z}_k=\begin{bmatrix}r_{1,k} & r_{2,k} & \cdots & r_{i,k}\end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$为量测向量;$\boldsymbol{V}_k$为量测噪声,对应的协方差矩阵为$\boldsymbol{R}_k$;$\boldsymbol{H}$为线性化后的量测矩阵[23]。

由式(1)及式(3)即可得出EKF的预测过程和更新过程[24],分别为:

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}=\boldsymbol{F}\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}\\ \boldsymbol{P}_{k,k-1}=\boldsymbol{F}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_{k-1}\end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases}\boldsymbol{\varepsilon}_k=\boldsymbol{Z}_k-\boldsymbol{H}\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}\\ \boldsymbol{K}_k=\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\left[\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{R}_k\right]^{-1}\\ \boldsymbol{P}_k=\left[\boldsymbol{I}-\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}\right]\boldsymbol{P}_{k,k-1}\\ \hat{\boldsymbol{X}}_k=\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}+\boldsymbol{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k\end{cases} \tag{5}$$

式中,$\hat{\boldsymbol{X}}_{k,k-1}$为预测状态向量;$\boldsymbol{P}_{k,k-1}$为预测状态协方差矩阵;$\boldsymbol{\varepsilon}_k$为新息向量;$\boldsymbol{K}_k$为卡尔曼增益;$\hat{\boldsymbol{X}}_{k-1}$和$\hat{\boldsymbol{X}}_k$分别为$k-1$时刻和$k$时刻的估计状态向量;$\boldsymbol{P}_{k-1}$和$\boldsymbol{P}_k$分别为$k-1$时刻和$k$时刻的估计状态协方差矩阵;$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。

由式(5)中新息的性质可知,视距情况下新息向量服从均值为零的高斯分布,当实际量测信息含有NLOS误差时,新息向量服从均值为$\boldsymbol{Z}_k-\hat{\boldsymbol{Z}}_k$的高斯分布[25]:

$$\begin{cases}\text{LOS:}\boldsymbol{\varepsilon}_k\sim N(0,\boldsymbol{D}_k)\\ \text{NLOS:}\boldsymbol{\varepsilon}_k\sim N\left(\boldsymbol{Z}_k-\hat{\boldsymbol{Z}}_k,\boldsymbol{D}_k\right)\end{cases} \tag{6}$$

式中,LOS(line-of-sight)表示视距;$\hat{Z}_k$为理论量测信息;D_k为新息向量的协方差矩阵:

$$D_k = HP_{k,k-1}H^{\mathrm{T}} + R_k \tag{7}$$

一般通过单个新息元素分别构造检测信息$\Delta\varepsilon_{k,j} = \varepsilon_{k,j}\left(D_k^{-1}\right)_{j,j}\varepsilon_{k,j}$,以充分鉴别$Z_k$中的NLOS误差($j=1,2,\cdots,n$):

$$\begin{cases} \text{LOS:}\left|\Delta\varepsilon_{k,j}\right| \leqslant c \\ \text{NLOS:}\left|\Delta\varepsilon_{k,j}\right| > c \end{cases} \tag{8}$$

然后利用Huber函数[25]构造抗差因子:

$$\alpha_j = \begin{cases} 1, \left|\Delta\varepsilon_{k,j}\right| \leqslant c \\ \dfrac{\left|\Delta\varepsilon_{k,j}\right|}{c}, \left|\Delta\varepsilon_{k,j}\right| > c \end{cases} \tag{9}$$

式中,c为常数阈值,一般为LOS环境下的新息检测信息的最大值。进而可得出抗差矩阵为$\boldsymbol{\alpha} = \mathrm{diag}\left[\alpha_1 \quad \alpha_2 \quad \cdots \quad \alpha_n\right]$,相应的量测信息的抗差协方差矩阵为$\bar{\boldsymbol{R}}_k = \boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{R}_k$。

利用Sage-Husa滤波对系统的过程噪声协方差矩阵进行实时估计,修正模型扰动如下[14]:

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{Q}}_k = {} & (1-d_k)\hat{\boldsymbol{Q}}_{k-1} + d_k\left[\bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{K}}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{P}_k - \right. \\ & \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} - 2\bar{\boldsymbol{K}}_k\bar{\boldsymbol{R}}_k\bar{\boldsymbol{K}}_k^{\mathrm{T}} - \\ & 2\bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{K}}_k^{\mathrm{T}} + \\ & \left.\boldsymbol{P}_{k,k-1}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}\bar{\boldsymbol{K}}_k^{\mathrm{T}} + \bar{\boldsymbol{K}}_k\boldsymbol{H}\boldsymbol{P}_{k,k-1}\right] \end{aligned} \tag{10}$$

式中,$d_k = (1-b)/\left(1-b^{k+1}\right)$,$b$为遗忘因子,一般取值为0.995[16]。

结合式(4)和式(5),将抗差后的$\bar{\boldsymbol{R}}_k$替换滤波更新方程中的$\boldsymbol{R}_k$,并在$k-1$时刻由式(10)自适应估计$\boldsymbol{Q}_k$,即可得出新息抗差自适应滤波结果。

2 改进的抗差自适应滤波算法

在新息抗差自适应方法中,利用新息鉴别NLOS误差需要一定前提条件,即系统模型预测结果较为可靠时,新息异常才能反映出量测异常,因此该方法常用于GNSS/INS组合导航[26]。而UWB在实际定位时不如惯性测量元件稳定,当量测信息可靠而系统模型扰动异常时,新息同样会产生异常,所以该方法用于UWB定位时容易将模型扰动误差识别成NLOS误差。因此,本文在保留抗差算法的同时对新息检测算法进行改进,采用滑动窗口方差检测结合新息检测进行NLOS识别,并针对滑动窗口方差检测存在的NLOS漏识别和检测退化问题提出优化,得到改进的抗差自适应滤波算法,流程如图1所示。

1)数据预处理。首先对原始数据进行平滑预处理,减弱系统误差引起的测距值波动,防止后续的NLOS检测算法将其误判为NLOS误差。平滑公式为[27]:

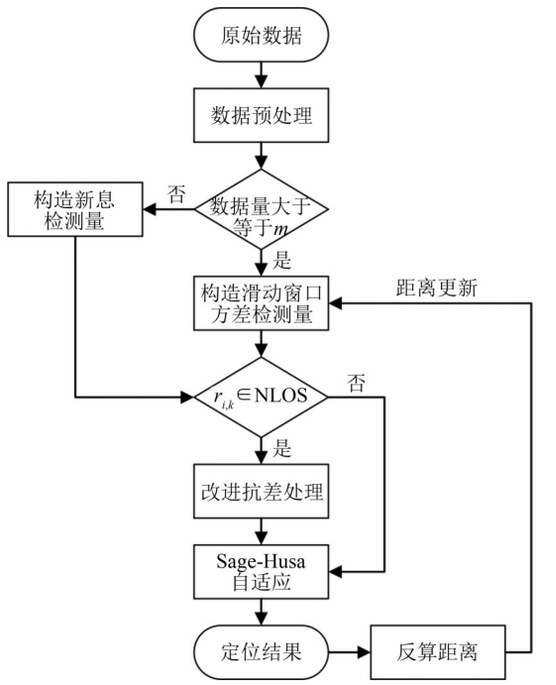


图1 改进的抗差自适应滤波算法流程图

Fig. 1 Flowchart of Improved Robust Adaptive Filtering Algorithm

$$r_{i,k} = \frac{1}{N}\sum_{\lambda=0}^{N-1} r_{i,k-\lambda} \tag{11}$$

式中,N为平滑窗口大小,可根据节点运动速度进行取值。

2)对采集的数据量进行判断,确定检测方法并进行NLOS检测。标签在初始运动时,观测数据量小于方差检测的滑动窗口m,无法进行滑动窗口拟合,若此时发生NLOS传播,则检测算法不能有效识别。因此,本文结合新息检测与滑动窗口方差检测两种检测算法的优势,将误检测与漏检测的几率降至最小:①当数据量小于m时,按照式(8)构造新息检测量进行NLOS误差识别;②当数据量大于等于m时,利用滑动窗口构造方差检测量,进行NLOS误差识别。

滑动窗口方差检测的过程如下:首先,按照预设窗口对平滑后的距离进行多项式拟合,从而得到窗口内每个时刻的距离拟合值(伪真值)$D_{i,k}$,此时可计算伪误差$e_{i,k}$:

$$e_{i,k} = D_{i,k} - r_{i,k} \tag{12}$$

则窗口内伪误差的方差为:

$$\sigma^2 = \frac{1}{m}\sum_{\mu=0}^{m-1}\left(\left|e_{i,k-\mu}\right| - \bar{e}\right)^2 \tag{13}$$

式中,$\bar{e}$为窗口内伪误差的均值;m为方差检测滑

动窗口的大小,可根据设备采样率进行取值。

然后,取LOS条件下多个窗口的方差均值S作为NLOS判断的阈值,将计算得到的方差与阈值S进行比较,从而判断k时刻的视距状态:

$$\begin{cases}\text{LOS}:\sigma^2\leqslant S\\ \text{NLOS}:\sigma^2>S\end{cases}\tag{14}$$

3)抗差与自适应滤波。按式(8)和式(14)进行NLOS检测:

(1)若检测为NLOS误差,则进行抗差处理:数据量小于m时,按照式(9)进行新息抗差;数据量大于等于m时,采用滑动窗口方差抗差:

$$\alpha_j=\begin{cases}1,\sigma^2\leqslant S\\ \dfrac{|\Delta\varepsilon_{k,j}|}{c},\sigma^2>S\end{cases}\tag{15}$$

进一步可获得抗差矩阵为$\boldsymbol{\alpha}=\text{diag}(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_n)$,从而得到量测信息的抗差协方差矩阵为$\bar{\boldsymbol{R}}_k=\boldsymbol{\alpha}\boldsymbol{R}_k$,将抗差后的$\bar{\boldsymbol{R}}_k$替换式(5)中的$\boldsymbol{R}_k$。

抗差处理后,在$k-1$时刻由式(10)自适应估计$\boldsymbol{Q}_k$,即可得出抗差自适应滤波结果。

(2)若检测为LOS误差,则直接在$k-1$时刻由式(10)自适应估计$\boldsymbol{Q}_k$,得出自适应滤波结果。

4)距离更新。当式(12)的方差检测窗口内包含的NLOS测距值增多时,检测窗口的方差会逐渐趋近阈值,检测能力变差。本文根据每个时刻的抗差自适应滤波结果反算该时刻的距离,距离反算方程为:

$$\bar{r}_{i,k}=\sqrt{(\bar{x}_k-x_i^b)^2+(\bar{y}_k-y_i^b)^2}\tag{16}$$

式中,$(\bar{x}_k,\bar{y}_k)$为定位结果。

用式(16)反算出的距离替换原始数据中的NLOS距离,在下一时刻构造方差检测量时进行更新,使算法保持精准检测能力。

3　UWB定位实验与结果分析

本文在室内不同场景下采集4组实验数据。实验1:室内无遮挡;实验2:室内行人遮挡;实验3:室内立柱遮挡;实验4:地下车库复杂环境。实验设置如表1所示,实验环境如图2所示。其中,实验1和2的布设相同,区别在于实验2增加了行人遮挡;实验3的环境中包含两个0.8 m×0.8 m的固定混凝土立柱遮挡;实验4包含固定混凝土立柱以及静止车辆。实验1、2东南方向的基站为坐标原点,实验3西北方向的基站为坐标原点,实验4的坐标原点在西南方向的基站附近,分别设置局部坐标系。实验过程中,UWB节点固定在移动测量支架上,由实验人员沿着预设路线缓慢匀速推进,并每隔一段距离布设若干检核点用于定位精度评定。

表1　实验设置

Table 1　Experimental Settings

实验	实验设备	实验地点	采样频率/Hz	锚点/节点高度/m	检核点数目/个	锚点坐标/m	起点、终点坐标/m
1	PG-2.5 UWB模块	J14、J6教学楼;山海花园地下车库	10	1.67	12	(0,0), (7.2,0), (7.2,8.2), (0,8.2)	(0.6,0.6), (0.6,0.6)
2						(0,0), (7.2,0), (7.2,8.2), (0,8.2)	(0.6,0.6), (0.6,0.6)
3						(0,0), (10.4,0), (10.4,10.4), (0,10.4)	(0.8,0.8), (9.6,9.6)
4					17	(−0.269,0.529), (−0.194,11.207), (13.996,11.235), (13.953,0.679)	(10.42,0.872), (1.991,10.936)



(a) 实验1、2环境　(b) 实验3环境　(c) 实验4环境

图2　实验环境

Fig. 2　Experimental Environment

为验证本文改进的抗差自适应扩展卡尔曼滤波(improved robust adaptive extended Kalman filter,IRAEKF)算法的UWB定位精度,分别与最小二乘(least squares, LS)算法、卡尔曼滤波

(Kalman filter,KF)算法、新息抗差自适应卡尔曼滤波(robust adaptive Kalman filter, RAKF)算法[16]进行对比。其中,每种滤波算法的初始$\boldsymbol{Q}_k$和$\boldsymbol{R}_k$设为相同,RAKF算法及IRAEKF算法的检测阈值c=0.01(由LOS环境下的KF算法的新息检测值进行估计),遗忘因子b取经验值0.995[16]。

3.1 实验1

图3为实验1环境下的定位轨迹和检核点误差对比图。由于没有遮挡,4种算法的定位轨迹与参考轨迹都较为吻合,定位误差都能保持在20 cm以内。由定位轨迹的局部放大图(图3中窗口1)可知,LS算法受到系统误差的影响,轨迹整体向右偏移;KF算法具有一定降噪效果,但模型扰动时会出现较小的波动;RAKF算法在模型扰动时出现了误检测情况,导致波动加大;而IRAEKF算法由于减弱了NLOS误识别率,LOS环境时仅采用Sage-Husa自适应滤波校正模型扰动,所以定位轨迹平滑且与参考轨迹拟合。

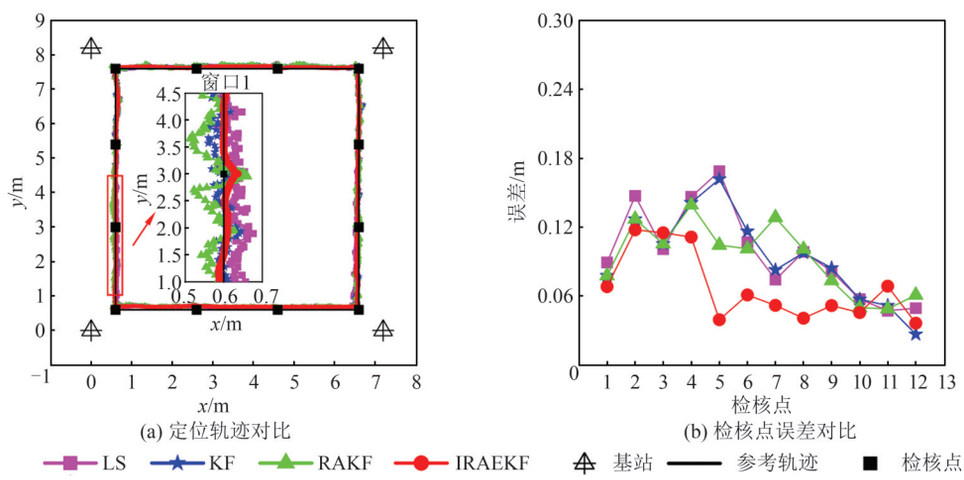


图3 实验1定位轨迹及检核点误差

Fig. 3 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 1

表2给出了实验1的检核点定位精度,其中均方根误差(root mean square error,RMSE)用于评价平面定位精度。由表1实验1结果可知,LS、KF、RAKF算法的RMSE大小基本一致,约为0.1 m;IRAEKF算法的RMSE为0.073 m,相比于RAKF算法,精度提高了25.5%。相比于LS、KF、RAKF算法,IRAEKF算法的最大定位误差也有所减小。

表2 实验1~4的定位精度与NLOS误识别对比

Table 2 Comparison of Positioning Accuracy and NLOS Misidentification for Experiments 1-4

算法	实验1		实验2			实验3			实验4		
	RMSE/m	最大误差/m	RMSE/m	最大误差/m	NLOS误识别率/%	RMSE/m	最大误差/m	NLOS误识别率/%	RMSE/m	最大误差/m	NLOS误识别率/%
LS	0.104	0.169	0.129	0.187		0.776	2.374		0.651	2.607	
KF	0.101	0.162	0.116	0.165		0.610	1.794		0.475	1.858	
RAKF	0.098	0.139	0.108	0.174	87.3	0.256	0.483	45.3	0.196	0.329	47.3
IRAEKF	0.073	0.118	0.077	0.117	42.5	0.125	0.211	28.0	0.125	0.247	28.5

3.2 实验2

图4为实验2人员遮挡环境下的定位轨迹和检核点误差对比图,与实验1相比,人员流动遮挡导致了NLOS误差,LS、KF算法的定位轨迹都出现了明显偏差。由定位轨迹的局部放大图(图4中窗口2)可知,RAKF、IRAEKF算法相较于其他两种算法具有更强的鲁棒性,但RAKF算法仍存在误检测问题,对于NLOS误差和模型扰动误差不能精确识别,导致抗差后的轨迹仍有偏差,而IRAEKF算法定位误差能够稳定在较低水平。

表2给出了实验2的定位精度与NLOS误识别统计结果,其中,误识别率是通过对检核点附近未发生NLOS的50个连续历元的200个测距值进行NLOS检测,统计检测的NLOS测距数在总测距数中的占比得到的。由表1可知,IRAEKF算法的RMSE为0.077 m,相较于LS、KF、RAKF算法,

RMSE分别减小了40.3%、33.6%、28.7%。由于存在人员遮挡,LS、KF、RAKF算法的最大定位误差相比于实验1均有增加,但IRAEKF算法的最大定位误差与实验1基本一致。由NLOS误识别统计结果可知,在统计历元内,IRAEKF算法相较于RAKF算法,误识别率有所减小。

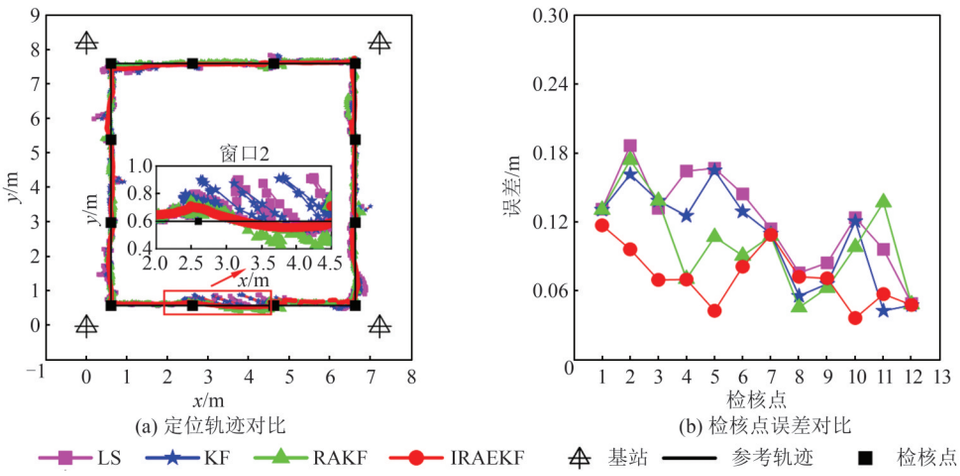


图4　实验2定位轨迹及检核点误差

Fig. 4　Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 2

3.3　实验3

图5为实验3立柱遮挡环境下的定位轨迹和检核点误差对比图。立柱遮挡产生的NLOS误差要远大于人员遮挡,与实验2相比,实验3中的LS、KF算法的定位轨迹均出现严重偏移现象。总体而言,RAKF算法对于严重NLOS误差有较好的抗差性能,但由定位轨迹的局部放大图(图5中窗口3)可知,在一些模型扰动严重的时刻,RAKF算法定位精度会比LS、KF算法更低,相应的抗差性能也降低。IRAEKF算法能对NLOS误差和模型误差精确识别,具有更强的适应性,在整个轨迹中均与实际轨迹最为吻合。

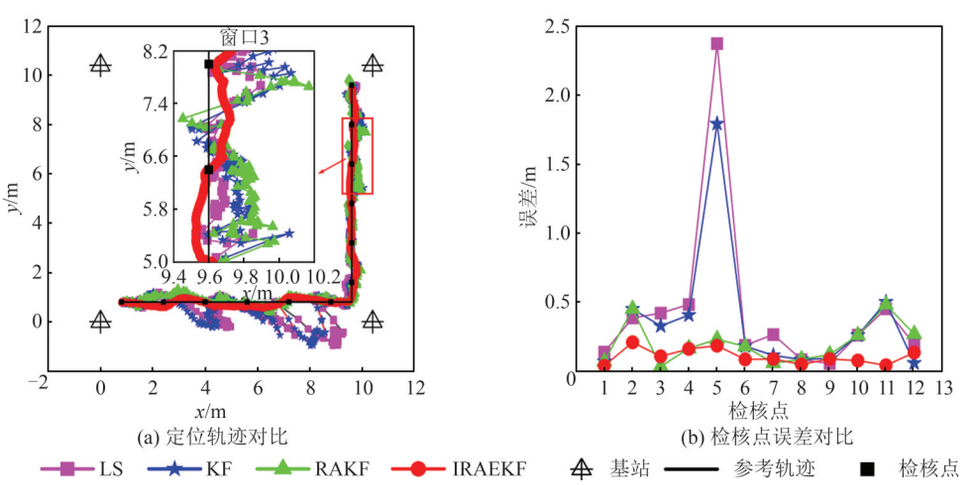


图5　实验3定位轨迹及检核点误差

Fig. 5　Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 3

表2给出了实验3的定位精度与NLOS误识别统计结果,可以发现,在实验3这种严重NLOS环境下,LS、KF、RAKF算法的定位精度急剧降低,但IRAEKF算法仍能保持较好的定位精度。IRAEKF算法的RMSE为0.125 m,相较于LS、KF、RAKF算法,RMSE分别减小了83.9%、79.5%、51.2%。IRAEKF算法的最大误差也较小,为0.211 m,并且IRAEKF算法能在NLOS未发生时保持较低的误识别率。

3.4　实验4

实验4区域左侧为严重遮挡区域,中间和右侧为轻微遮挡区域,与实验2、3相比,环境更为复杂,同时地下车库也能更直观地反映出算法在实际应用场景下的真实定位性能。图6为实验4地下车库环境下的定位轨迹和检核点误差对比图。由图6可知,IRAEKF算法在整个实验过程中与真实路径最为拟合,定位误差能够稳定在25 cm

内;RAKF算法在严重遮挡区域能够有效抗差,但由定位轨迹的局部放大图(图6中窗口4)可知,在轻微遮挡区域,RAKF算法不能有效识别NLOS误差,且节点在检核点处短暂静止时,出现了误识别现象,定位精度变差;LS与KF算法在存在NLOS误差时轨迹均会出现严重偏差。

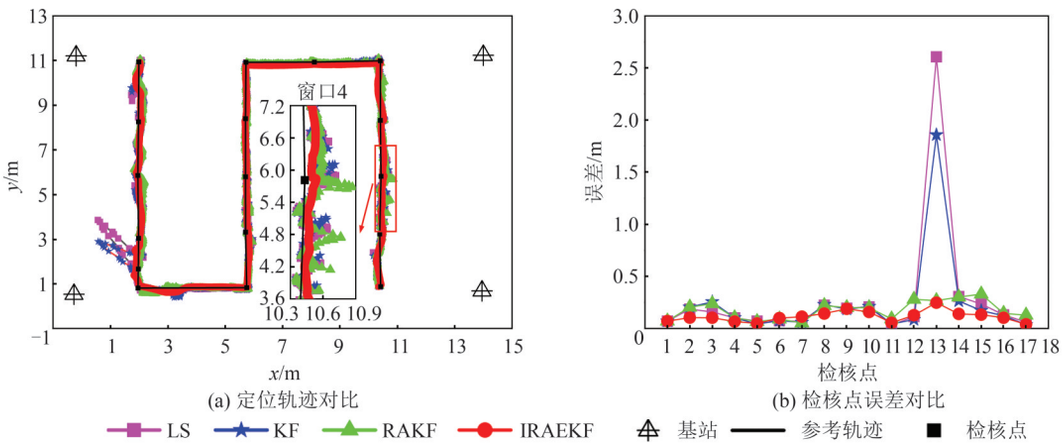


图6 实验4定位轨迹及检核点误差

Fig. 6 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 4

由表2实验4的定位精度与NLOS误识别统计结果可知,即使在复杂的NLOS环境下,IRAEKF算法仍能保持较好的定位精度。IRAEKF算法的RMSE为0.125 m,相较于LS、KF、RAKF算法,RMSE分别减小了80.8%、73.7%、36.2%。IRAEKF算法的最大误差为0.247 m,NLOS误识别率相较于RAKF算法降低了39.7%。

4 结 语

针对模型扰动状态下的NLOS误识别与漏识别问题,本文提出了一种基于滑动窗口方差检测与新息检测的改进抗差自适应滤波算法。利用不同环境下的实测数据对算法的定位性能进行了分析验证,结果表明:

1)在室内视距环境下,本文算法对模型扰动的自适应性更强,RMSE为0.073 m,相对于RAKF算法,定位精度提高了25.5%。

2)在室内人员遮挡环境下,本文算法具有更强的鲁棒性能,RMSE为0.077 m,相较于LS、KF、RAKF算法,定位精度分别提升了40.3%、33.6%、28.7%,NLOS误识别率相较于RAKF算法降低了51.3%。

3)在室内立柱遮挡环境下,本文算法在严重遮挡与模型扰动时均能得出高精度定位结果,RMSE为0.125 m,相较于LS、KF、RAKF算法,定位精度分别提升了83.9%、79.5%、51.2%,NLOS误识别率相较于RAKF算法降低了38.2%。

4)在地下车库复杂环境下,本文算法定位可靠性更强,RMSE为0.125 m,相较于LS、KF、RAKF算法,定位精度分别提升了80.8%、73.7%、36.2%,NLOS误识别率相较于RAKF算法降低了39.7%。这说明本文算法能有效削弱NLOS测距误差的影响,提高UWB定位的精度与可靠性。

参 考 文 献

[1] 刘德龙,柳景斌,龚晓东,等. 一种基于UWB位置感知的室内人员安全管控方法[J]. 测绘科学,2023,48(6):38-48.
LIU Delong, LIU Jingbin, GONG Xiaodong, et al. UWB Location-Aware Indoor Personnel Security Monitoring Method[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2023, 48(6): 38-48.

[2] 王坚,刘纪平,韩厚增,等. 应急救援无缝定位关键技术研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2020,45(8):1126-1136.
WANG Jian, LIU Jiping, HAN Houzeng, et al. Key Technologies of Seamless Location in Emergency Rescue[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2020, 45(8): 1126-1136.

[3] 田辉,夏林元,莫志明,等. 泛在无线信号辅助的室内外无缝定位方法与关键技术[J]. 武汉大学学报(信息科学版),2009,34(11):1372-1376.
TIAN Hui, XIA Linyuan, MO Zhiming, et al. Signals of Opportunity Assisted Ubiquitous Positioning and Its Key Elements for Outdoor/Indoor Environment[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009, 34(11): 1372-1376.

[4] 陈锐志,郭光毅,陈亮,等. 室内高精度定位技术

研究应用现状与发展趋势[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(10): 1591-1600.
CHEN Ruizhi, GUO Guangyi, CHEN Liang, et al. Application Status, Development and Future Trend of High-Precision Indoor Navigation and Tracking[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(10): 1591-1600.

[5] YANG S, LIU J B, GONG X D, et al. A Robust Heading Estimation Solution for Smartphone Multi-sensor-Integrated Indoor Positioning[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2021, 8(23): 17186-17198.

[6] GUO G Y, CHEN R Z, YE F, et al. A Robust Integration Platform of Wi-Fi RTT, RSS Signal, and MEMS-IMU for Locating Commercial Smartphone Indoors [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(17): 16322-16331.

[7] GONG X D, LIU J B, YANG S, et al. An Enhanced Indoor Positioning Solution Using Dynamic Radio Fingerprinting Spatial Context Recognition [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2023, 10(2): 1297-1309.

[8] 王川阳. UWB定位方法及构型优化研究[D]. 徐州: 中国矿业大学, 2020.
WANG Chuanyang. Study on UWB Positioning Method and Configuration Optimization [D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020.

[9] 蔡赣飞, 徐爱功, 洪州, 等. 抗差容积卡尔曼滤波及其在UWB室内定位中的应用[J]. 测绘科学, 2018, 43(12): 123-129.
CAI Ganfei, XU Aigong, HONG Zhou, et al. Robust Cubature Kalman Filter and Its Application in UWB Indoor Positioning[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2018, 43(12): 123-129.

[10] CHEN Z J, XU A G, SUI X, et al. NLOS Identification- and Correction-Focused Fusion of UWB and LiDAR-SLAM Based on Factor Graph Optimization for High-Precision Positioning with Reduced Drift[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4258.

[11] MARANÒ S, GIFFORD W M, WYMEERSCH H, et al. NLOS Identification and Mitigation for Localization Based on UWB Experimental Data [J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2010, 28(7): 1026-1035.

[12] 高周正, 李岩, 陈琳. 顾及空间分布和NLOS的UWB室内可信定位方法[J]. 导航定位与授时, 2023, 10(2): 16-24.
GAO Zhouzheng, LI Yan, CHEN Lin. An Ultra-Wideband Based Credible Indoor Positioning Method by Considering Geometry-Distribution and NLOS Signal [J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2023, 10(2): 16-24.

[13] WANG J, WANG M M, YANG D, et al. UWB Positioning Algorithm and Accuracy Evaluation for Different Indoor Scenes[J]. *International Journal of Image and Data Fusion*, 2021, 12(3): 203-225.

[14] 魏伟, 秦永元, 张晓冬, 等. 对Sage-Husa算法的改进[J]. 中国惯性技术学报, 2012, 20(6): 678-686.
WEI Wei, QIN Yongyuan, ZHANG Xiaodong, et al. Amelioration of the Sage-Husa Algorithm [J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2012, 20(6): 678-686.

[15] 苗岳旺, 周巍, 田亮, 等. 基于新息χ^2检测的扩展抗差卡尔曼滤波及其应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2016, 41(2): 269-273.
MIAO Yuewang, ZHOU Wei, TIAN Liang, et al. Extended Robust Kalman Filter Based on Innovation Chi-Square Test Algorithm and Its Application[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2016, 41(2): 269-273.

[16] 刘韬, 徐爱功, 隋心, 等. 新息向量的抗差Kalman滤波方法及其在UWB室内导航中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2019, 44(2): 233-239.
LIU Tao, XU Aigong, SUI Xin, et al. An Improved Robust Kalman Filtering Method Based on Innovation and Its Application in UWB Indoor Navigation [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2019, 44(2): 233-239.

[17] DONG J Q, LIAN Z Z, XU J C, et al. UWB Localization Based on Improved Robust Adaptive Cubature Kalman Filter [J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2669.

[18] 沈凯, 管雪元, 李文胜. 扩展卡尔曼滤波在组合导航中的应用[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(8): 158-160.
SHEN Kai, GUAN Xueyuan, LI Wensheng. Application of EKF in Integrated Navigation System[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(8): 158-160.

[19] 李文华, 汪立新, 沈强, 等. 基于鲁棒EKF的MEMS-INS/GNSS/VO组合导航方法[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6): 1994-2000.
LI Wenhua, WANG Lixin, SHEN Qiang, et al. MEMS-INS/GNSS/VO Integrated Navigation Method Based on Robust EKF [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(6): 1994-2000.

[20] 孟秀云, 王语嫣. 一种SINS/GPS紧组合导航系统的改进自适应扩展卡尔曼滤波算法[J]. 北京理工

大学学报, 2018, 38(6): 625-630.
MENG Xiuyun, WANG Yuyan. An Improved Adaptive Extended Kalman Filtering Algorithm of SINS/GPS Tightly-Coupled Integrated Navigation System[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(6): 625-630.

[21] ZHANG J, WANG J, CUI X M, et al. BDS/GPS/UWB Adaptively Robust EKF Tightly Coupled Navigation Model Considering Pedestrian Motion Characteristics[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(8): 1940.

[22] 赵琳, 王小旭, 李亮, 等. 非线性系统滤波理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
ZHAO Lin, WANG Xiaoxu, LI Liang, et al. Nonlinear System Filtering Theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012.

[23] 隋心, 杨广松, 郝雨时, 等. 基于UWB TDOA测距的井下动态定位方法[J]. 导航定位学报, 2016, 4(3): 10-14.
SUI Xin, YANG Guangsong, HAO Yushi, et al. Dynamic Positioning Method Based on TDOA in Underground Mines Using UWB Ranging[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2016, 4(3): 10-14.

[24] 李鹏, 闫光辉, 陈光武. 改进的联邦EKF在列车组合定位中的应用[J]. 铁道学报, 2022, 44(9): 65-70.
LI Peng, YAN Guanghui, CHEN Guangwu. Application of Improved Federated EKF in Integrated Train Positioning[J]. *Journal of the China Railway Society*, 2022, 44(9): 65-70.

[25] 杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京: 测绘出版社, 2006.
YANG Yuanxi. Adaptive Navigation and Kinematic Positioning[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006.

[26] 苗岳旺. SINS/GPS组合导航数据处理方法研究[D]. 郑州: 信息工程大学, 2013.
MIAO Yuewang. Research on Data Processing Methods of SINS/GPS Integrated Navigation[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2013.

[27] 张雯涛, 吴飞, 朱海. 自适应强跟踪AST-ESKF无人车室内导航算法[J]. 导航定位学报, 2022, 10(4): 34-42.
ZHANG Wentao, WU Fei, ZHU Hai. Indoor Navigation Algorithm for Unmanned Vehicle Based on Adaptive Strong Tracking AST-ESKF[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2022, 10(4): 34-42.