



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目：一种改进抗差自适应滤波的 UWB 定位方法
作者：郭英, 周振平, 崔健慧, 谢永强, 苏轶
DOI: 10.13203/j.whugis20230354
收稿日期: 2024-05-28
网络首发日期: 2024-06-21
引用格式: 郭英, 周振平, 崔健慧, 谢永强, 苏轶. 一种改进抗差自适应滤波的 UWB 定位方法[J/OL]. 武汉大学学报(信息科学版).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20230354>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

Doi: 10.13203/j.whugis20230354

引用格式：

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), 2024, Doi:10.13203/j.whugis20230354. (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*, 2024, 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 苏轅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, 该算法定位精度高, 为 0.073 m; 在人员遮挡环境下, 该算法定位精度为 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, 该算法定位精度为 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, 精度分别提升了 80%、73%、36%以上。而且相较于新息抗差自适应滤波算法, NLOS 误识别率降低了 38%以上, 能够满足室内复杂环境下的高精度定位需求。

关键词: 超宽带定位; 扩展卡尔曼滤波; 鲁棒自适应滤波; NLOS 误差

A UWB Positioning Method Based on Improved Robust Adaptive Filtering

GUO Ying¹ ZHOU Zhenping¹ CUI Jianhui¹ XIE Yongqiang² SU Yuan²

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

2 Qingdao Digital World Information Technology Company Limited, 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. **Methods:** A robust adaptive filtering algorithm based on sliding window variance detection and innovation detection is proposed. 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

收稿日期: 2024-05-28

基金项目: 山东省自然科学基金资助项目 (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。sddgy@163.com

通信作者: 崔健慧, 博士, 讲师。jhcui@sdust.edu.cn

degradation of variance detection. **Results:** The results of real experiments show that the improved algorithm achieves a positioning accuracy of 0.073m in the line-of-sight environment. In the personnel occlusion environment, the algorithm attains an accuracy of 0.077m, 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 0.125m. Compared to the least-squares, Kalman filter, and innovation robust adaptive filtering algorithms, the accuracy is improved by more than 80%, 73%, and 36% respectively. Additionally, compared to the innovation robust adaptive filtering algorithm, the NLOS false recognition rate is reduced by more than 38%. **Conclusions:** The algorithm can meet the high-precision positioning requirements in complex indoor environments.

Keywords: 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, WiFi)、音频、超宽带(Ultra Wide Band, UWB)、射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)定位技术等^[4]。其中,蓝牙、WiFi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米^[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SINS/GNSS组合导航中,在观测值存在严重粗差时也能得出可靠定位结果。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。董佳琪等^[17]对传统方差检测算法进行改进,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,降低模型扰动状态下的NLOS误识别与漏识别率,解决方差检测的检测退化问题,提升UWB定位精度。最后利用实测数据对本文算法的定位精度进行验证,得到了有益的结论。

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:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

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

利用 $n(n \geq 3)$ 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

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

其中, (x_i^b, y_i^b) 为第 i 个基站的坐标, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

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:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}\mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{V}_k \quad (3)$$

式中, $\mathbf{Z}_k = [r_{1,k} \ r_{2,k} \ \dots \ r_{i,k}]^T$ 为量测向量; \mathbf{V}_k 为量测噪声, 对应的协方差矩阵为 \mathbf{R}_k ; \mathbf{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:

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \mathbf{F}\hat{\mathbf{X}}_{k-1} \\ \mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \end{cases} \quad (4)$$

$$\begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} \\ \mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T[\mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k]^{-1} \\ \mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}]\mathbf{P}_{k,k-1} \\ \hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k\boldsymbol{\varepsilon}_k \end{cases} \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{X}}_{k,k-1}$ 为预测状态向量; $\mathbf{P}_{k,k-1}$ 为预测状态协方差矩阵; $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为新息向量; \mathbf{K}_k 为卡尔曼增益; $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态向量; \mathbf{P}_{k-1} 和 \mathbf{P}_k 分别为 $k-1$ 时刻和 k 时刻的估计状态协方差矩阵; \mathbf{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 $\mathbf{Z}_k - \hat{\mathbf{Z}}_k$ 的高斯分布^[25]:

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

式中, $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 为理论量测信息; \mathbf{D}_k 为新息向量的协方差矩阵:

$$\mathbf{D}_k = \mathbf{H}\mathbf{P}_{k,k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R}_k \quad (7)$$

一般通过单个新息元素分别构造检测信息 $\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j} = \boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}(\mathbf{D}_k^{-1})_{j,j}\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}$ 以充分鉴别 \mathbf{Z}_k 中的 NLOS 误差, j ($j = 1, 2, 3, \dots, n$) 为新息矩阵元素行下标。

$$\begin{cases} \text{LOS: } |\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}| \leq c \\ \text{NLOS: } |\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}| > c \end{cases} \quad (8)$$

然后利用 Huber 函数^[25]构造抗差因子:

$$\alpha_j = \begin{cases} 1, & |\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}| \leq c \\ \frac{|\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}|}{c}, & |\Delta\boldsymbol{\varepsilon}_{k,j}| > c \end{cases} \quad (9)$$

式中, c 为常数阈值, 一般为视距环境下的新息检测信息的最大值。

进而可得出抗差矩阵为 $\boldsymbol{\alpha} = \text{diag}[\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_n]$, 相应的量测信息的抗差协方差矩阵为 $\bar{\mathbf{R}}_k = \boldsymbol{\alpha}\mathbf{R}_k$ 。

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, 如下式^[14]:

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

式中, $d_k = (1 - b)/(1 - b^{k+1})$, 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 $\bar{\mathbf{R}}_k$ 替换滤波更新方程中的 \mathbf{R}_k , 并在 $k-1$ 时刻由式(10)自适应估计 $\hat{\mathbf{Q}}_k$, 即可得出新息抗差自适应滤波结果。

2 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

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。

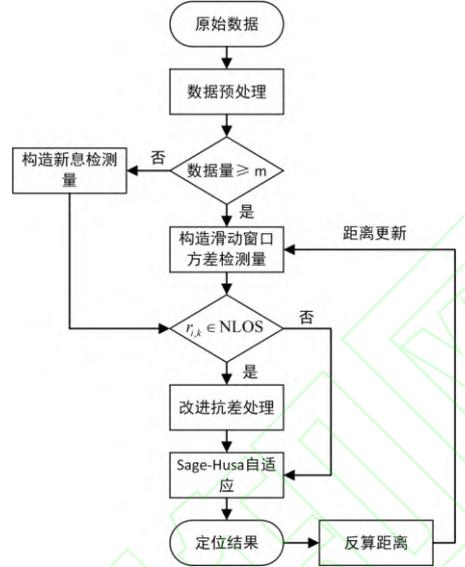


图 1 改进的抗差自适应滤波算法流程图

Fig.1 Flow Chart of Improved Robust Adaptive Filtering Algorithm

(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]：

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

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当数据量大于或等于 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 $e_{i,k}$ ：

$$e_{i,k} = D_{i,k} - r_{i,k} \quad (12)$$

则窗口内伪误差的方差为：

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

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，取视距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：

$$\begin{cases} \text{LOS: } \sigma^2 \leq S \\ \text{NLOS: } \sigma^2 > S \end{cases} \quad (14)$$

(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; 数据量大于或等于 m 时, 采用滑动窗口方差抗差:

$$\alpha_j = \begin{cases} 1, \sigma^2 \leq S \\ \frac{|\Delta \varepsilon_{k,j}|}{c}, \sigma^2 > S \end{cases} \quad (15)$$

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

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

②若检测为 LOS, 则直接在 $k-1$ 时刻由式 (10) 自适应估计 \mathbf{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:

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

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 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 的布置相同, 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 $0.8 \times 0.8 \text{m}$ 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 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评定定位精度。

表 1 实验设置

Tab.1 Experimental Settings

项目	参数及设置
实验设备	PG-2.5UWB 模块
实验地点	J14、J6 教学楼; 山海花园地下车库
采样频率/HZ	10
锚点/节点高度/m	1.67
检核点数目/个	实验 1、2、3:12; 实验 4:17
锚点坐标/m	实验 1: (0,0), (7.2,0), (7.2,8.2), (0,8.2)
	实验 2: (0,0), (7.2,0), (7.2,8.2), (0,8.2)
	实验 3: (0,0), (10.4,0), (10.4,10.4), (0,10.4)
	实验 4: (-0.269,0.529), (-0.194,11.207), (13.996,11.235), (13.953,0.679)

起点、终点坐标/m

实验 1: (0.6,0.6), (0.6,0.6)

实验 2: (0.6,0.6), (0.6,0.6)

实验 3: (0.8,0.8), (9.6,9.6)

实验 4: (10.42,0.872), (1.991,10.936)



图2 实验环境

Fig.2 Experimental Environment

为验证本文改进算法 (IRAEKF) 的 UWB 定位精度, 分别与最小二乘算法 (LS)、标准卡尔曼滤波算法 (KF)、新息抗差自适应滤波算法 (RAKF) [16] 进行对比。其中, 每种滤波算法的初始 Q_k 和 R_k 设为相同, RAKF 算法及 IRAEKF 算法的检测阈值 $c=0.01$ (由视距环境下的标准卡尔曼滤波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, 四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 20cm 以内。由窗口 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, 视距环境时仅采用 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。

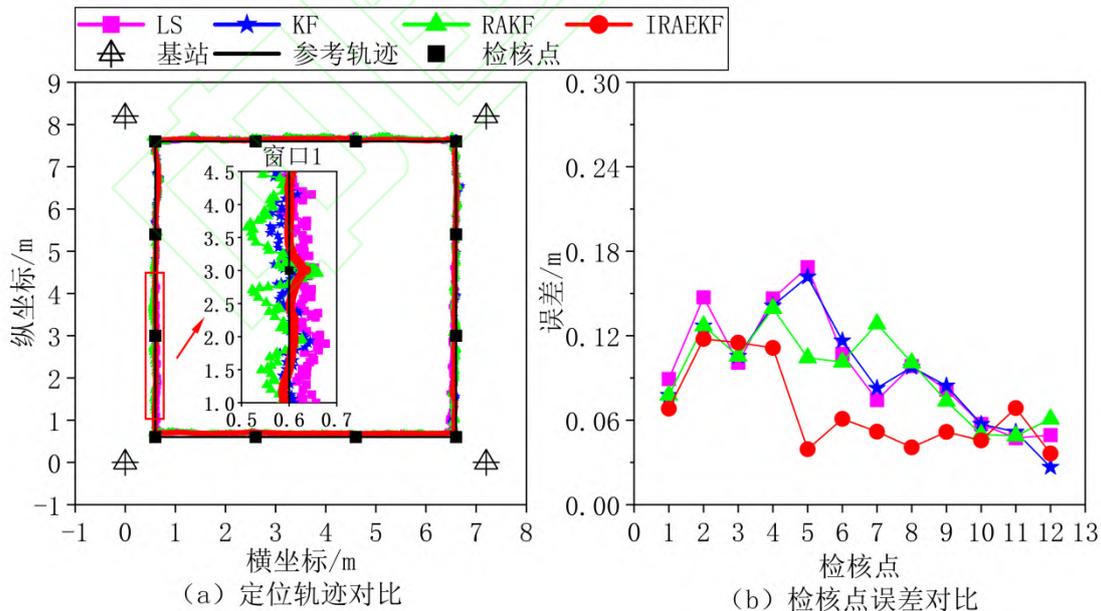


图 3 实验 1 定位轨迹及检核点误差 (窗口 1 是定位轨迹的局部放大图)

Fig.3 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 1 (Window 1 is the Local Magnification of the Positioning Trajectory)

表 2 为统计的检核点定位精度, 其中均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 用于评价平面定位精度。由表可知, LS、KF、RAKF 算法的 RMSE 大小基本一致, 约为 10cm;

IRAEKF 算法的 RMSE 为 7.3cm，相比于 RAKF 算法精度提高了 25.5%。相比于 LS、KF、RAKF，IRAEKF 的最大定位误差也有所减小。

表 2 实验 1 定位精度对比

Table.2 Comparison of Positioning Accuracy for Experiment 1

算法	均方根误差/m	最大误差/m
LS	0.104	0.169
KF	0.101	0.162
RAKF	0.098	0.139
IRAEKF	0.073	0.118

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。

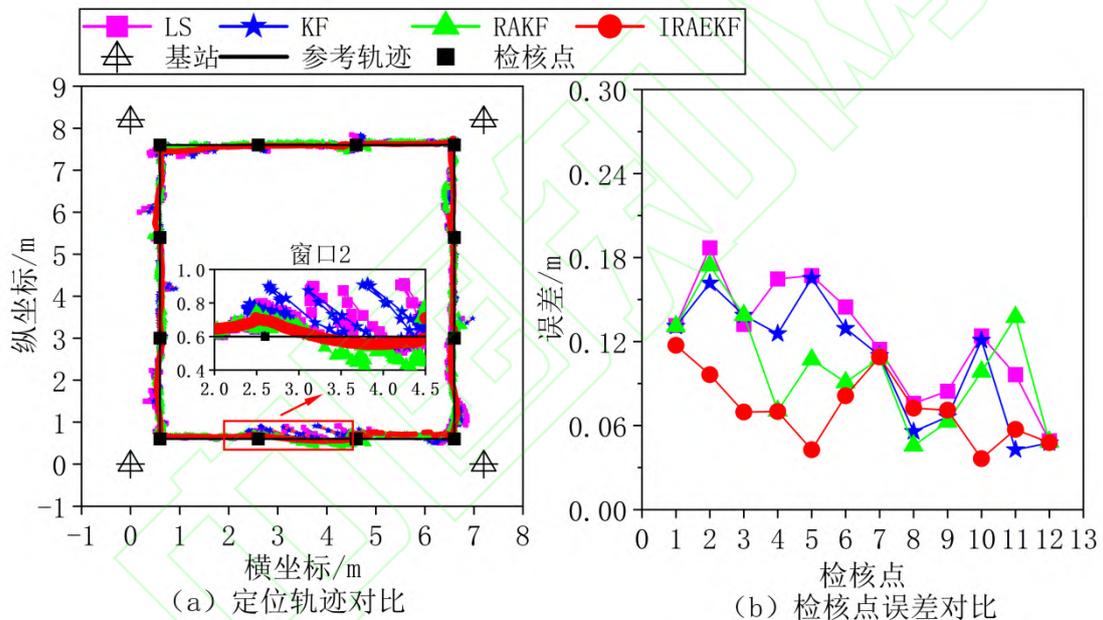


图 4 实验 2 定位轨迹及检核点误差（窗口 2 是定位轨迹的局部放大图）

Fig.4 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 2 (Window 2 is the Local Magnification of the Positioning Trajectory)

表 3 为定位精度与 NLOS 误识别统计结果，其中，误识别率是通过检核点附近未发生 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 3 可知，IRAEKF 的 RMSE 为 0.077m，相较于 LS、KF、RAKF 的 RMSE 分别减小了 40.3%、33.6%、28.7%。由于存在人员遮挡，LS、KF、RAKF 的最大定位误差相比于实验 1 均有增加，但 IRAEKF 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 相较于 RAKF 误识别率有所减小。

表 3 实验 2 定位精度与 NLOS 误识别对比

Tab.3 Comparison of Positioning Accuracy and NLOS Misidentification for Experiment 2

算法	均方根误差/m	最大误差/m	NLOS 误识别率
LS	0.129	0.187	

KF	0.116	0.165	
RAKF	0.108	0.174	87.3%
IRAEKF	0.077	0.117	42.5%

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 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。

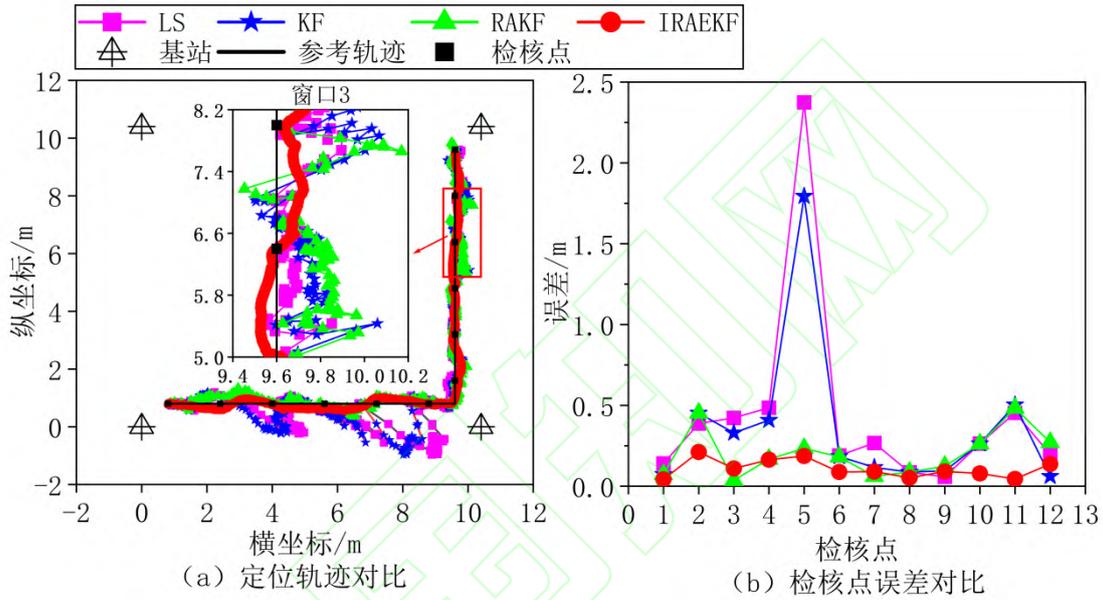


图 5 实验 3 定位轨迹及检核点误差（窗口 3 是定位轨迹的局部放大图）

Fig.5 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 3 (Window 3 is the Local Amplification of the Positioning Trajectory)

表 4 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 的定位精度急剧降低，但 IRAEKF 仍能保持较好的定位精度。IRAEKF 的 RMSE 为 0.125m，相较于 LS、KF、RAKF 的 RMSE 分别减小了 83.9%、79.5%、51.2%。IRAEKF 的最大误差也较小，为 0.211m，并且 IRAEKF 能在 NLOS 未发生时保持较低的误识别率。

表 4 实验 3 定位精度与 NLOS 误识别对比

Tab.4 Comparison of Positioning Accuracy and NLOS Misidentification for Experiment 3

算法	均方根误差/m	最大误差/m	NLOS 误识别率
LS	0.776	2.374	
KF	0.610	1.794	
RAKF	0.256	0.483	45.3%
IRAEKF	0.125	0.211	28%

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 25cm 内；RAKF 算法在严重遮挡区域能够有效抗差，但由窗口 4 可知，在轻微遮挡区域时，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。

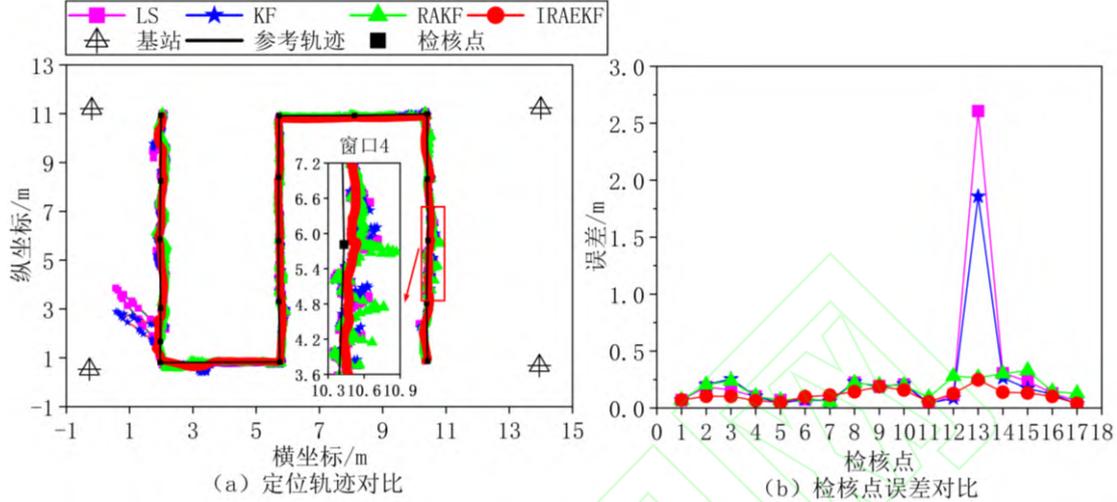


图 6 实验 4 定位轨迹及检核点误差（窗口 4 是定位轨迹的局部放大图）

Fig.6 Positioning Trajectory and Check Point Error of Experiment 4 (Window 4 is the Local Amplification of the Positioning Trajectory)

由表 5 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 的 RMSE 为 0.125m，相较于 LS、KF、RAKF 的 RMSE 分别减小了 80.8%、73.7%、36.2%。IRAEKF 的最大误差为 0.247m，NLOS 误识别率相较于 RAKF 降低了 39.7%。

表 5 实验 4 定位精度与 NLOS 误识别对比

Tab.5 Comparison of Positioning Accuracy and NLOS Misidentification for Experiment 4

算法	均方根误差/m	最大误差/m	NLOS 误识别率
LS	0.651	2.607	
KF	0.475	1.858	
RAKF	0.196	0.329	47.3%
IRAEKF	0.125	0.247	28.5%

4 结论

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 7.3cm，相对于 RAKF 算法的定位精度提高了 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 7.7cm，相较于 LS、KF、RAKF 定位精度分别提升了 40.3%、33.6%、28.7%，NLOS 误识别率相较于 RAKF 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 12.5cm，相较于 LS、KF、RAKF 定位精度分别提升了 83.9%、79.5%、51.2%，NLOS 误识别率相较于 RAKF 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 12.5cm, 相较于 LS、KF、RAKF 定位精度分别提升了 80.8%、73.7%、36.2%, NLOS 误识别率相较于 RAKF 降低了 51.3%。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] 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. (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.)
- [2] 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. (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.)
- [3] Tian Hui, Xia Linyuan, Esmond MOK, 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. (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.)
- [4] 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. (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.)
- [5] Yang S, Liu J B, Gong X D, et al. A Robust Heading Estimation Solution for Smartphone Multisensor-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(02): 1297-1309.
- [8] Wang Chuanyang. Study on UWB Positioning Method and Configuration Optimization[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2020. (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.)
- [9] 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. (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.)
- [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] Marano 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(7): 28.
- [12] 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. (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.)
- [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(03): 203-225.
- [14] Wei Wei, Qin Yongyuan, Zhang Xiaodong, et al. Amelioration of the Sage-Husa algorithm[J]. *Journal of Chinese Inertial of Technology*, 2012, 20(6): 678-686. (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.)
- [15] 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. (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.)
- [16] 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. (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.)
- [17] Dong J, Lian Z, Xu J, et al. UWB Localization Based on Improved Robust Adaptive Cubature Kalman Filter[J]. *Sensors*, 2023, 23(5): 2669.
- [18] Shen Kai, Guan Xueyuan, Li Wensheng. Application of EKF in Integrated Navigation System[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2017, 36(8): 158-160. (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.)

- [19] Li Wenhua, Wang Lixin, Shen Qiang, et al. Zongshou WU. MEMS-INS/GNSS/VO Integrated Navigation Method Based on Robust EKF[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2022, 44(6): 1994-2000. (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.)
- [20] 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): 625-630,636. (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]. 北京理工大学学报自然版, 2018, 38(6): 625-630,636.)
- [21] Zhang J, Wang J, Cui X, et al. BDS/GPS/UWB Adaptively Robust EKF Tightly Coupled Navigation Model Considering Pedestrian Motion Characteristics[J]. *Remote Sensing*. 2022, 14(8): 1940.
- [22] Zhao Lin. Nonlinear System Filtering Theory[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2012. (赵琳. 非线性系统滤波理论[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.)
- [23] 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): 10-14,34. (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, 34.)
- [24] 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. (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.)
- [25] Yang Yuanxi. Adaptive Navigation and Kinematic Positioning[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2006. (杨元喜. 自适应动态导航定位[M]. 北京: 测绘出版社, 2006.)
- [26] Miao Yuewang. Research on Data Processing Methods of SINS/GPS Integrated Navigation[D]. Zhengzhou: Information Engineering University, 2013. (苗岳旺. SINS/GPS 组合导航数据处理方法研究[D]. 郑州: 解放军信息工程大学, 2013.)
- [27] 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. (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.)

网络首发:

标题: 一种改进抗差自适应滤波的 UWB 定位方法

作者: 郭英, 周振平, 崔健慧, 谢永强, 苏轶

Doi: 10.13203/j.whugis20230354

收稿日期: 2024-05-28

引用格式:

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), 2024, Doi:10.13203/j.whugis20230354. (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*, 2024, Doi:10.13203/j.whugis20230354.)