DOI: 10.13382/j.jemi.B2306959

基于 WLS-KF 的 UWB 室内定位滤波算法研究*

杨承志[1] 张晓明[1,2] 张 鸽[1]
(1. 中北大学电子测试技术国家重点实验室 太原 030051;
2. 中北大学仪器科学与动态测试教育部重点实验室 太原 030051)

摘 要:针对室内超宽带(UWB)定位过程中受到非视距误差(NLOS)干扰而导致定位精度下降的问题,提出了基于抗差估计原理的自适应卡尔曼滤波方法,结合加权最小二乘法对测距信息解算得到定位坐标。在通视环境下进行测距,利用测得的数据计算新息向量和协方差,并基于此构建阈值信息,对 NLOS 环境产生的量测异常值进行判别,在此基础上利用 Sage-Husa 滤波对系统噪声协方差进行估计。采用加权最小二乘法对测距信息进行处理,得到标签解算坐标的最优估计。通过 MATLAB 仿真验证算法的可行性和有效性并在室内环境下进行测距、定位试验验证。仿真和实验结果表明,基于抗差估计原理的自适应卡尔曼滤波方法,结合加权最小二乘法能有效识别 NLOS 误差,且对定位过程中发生的状态突变能有效进行跟踪,解算得到的标签坐标 x 方向误差 1 cm 左右,y 方向误差 2 cm 左右,提高了 UWB 室内定位的精度。

关键词:抗差估计;卡尔曼滤波;UWB;NLOS 误差;加权最小二乘估计
中图分类号:TN99 **文献标识码**:A **国家标准学科分类代码**:51050

Research on UWB indoor localization filtering algorithm based on WLS-KF

Yang Chengzhi[1] Zhang Xiaoming[1,2] Zhang Ge[1]
(1. National Key Laboratory for Electronic Measurement Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China;
2. Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement, Ministry of Education,
North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In response to the issue of decreased positioning accuracy in indoor Ultra-Wideband (UWB) localization due to non-line-of-sight (NLOS) interference, an adaptive Kalman filtering method based on robust estimation principles is proposed. This method combines weighted least squares estimation for distance measurements to derive positioning coordinates. In a line-of-sight scenario, distance measurements are conducted. The acquired data is utilized to compute the innovation vector and covariance. Based on this information, threshold criteria are established to identify measurement outliers resulting from non-line-of-sight (NLOS) conditions. Subsequently, the Sage-Husa filter is employed to estimate the system noise covariance. Weighted least squares estimation is applied to process distance measurements, resulting in the optimal estimation of tag coordinates. Verify the feasibility and effectiveness of the algorithm through MATLAB simulation and carry out distance measurement and positioning tests in indoor environments. Simulation and experimental results demonstrate that the adaptive Kalman filtering method based on robust estimation principles, combined with weighted least squares, effectively identifies NLOS errors and tracks sudden state changes during the localization process, the error in the x-direction is about 1 cm and in the y-direction is about 2 cm, thereby enhancing the accuracy of indoor UWB positioning.

Keywords: robust estimation; Kalman filtering; UWB; NLOS errors; weighted least squares

收稿日期:2023-10-14 Received Date: 2023-10-14
*基金项目:山西重点研发计划项目(201903D121169)资助

0 引 言

当今社会对室内定位服务的需求日益迫切,全球导航卫星系统(global navigation satellite system,GNSS)在室外定位方面已得到普遍应用。然而,在室内环境中,由于存在多径效应、信号衰减和遮挡等因素,全球导航卫星系统的定位效果很差[1]。超宽带定位技术(ultra-wideband,UWB)是一种用于室内定位和跟踪的无线通信技术。与传统的定位技术相比,UWB 具有功耗低、多径分辨率高、安全性高、定位精度高等优点,使其在室内定位领域受到越来越多的关注和应用[2]。但在室内定位过程中,信号传输存在非视距误差以及多径干扰,导致定位精度下降[3]。

卡尔曼滤波[4]被广泛应用作为一种高效的自回归滤波器,其主要目的是通过对存在噪声且不完全的测量值序列进行处理,实现对系统状态的动态估计。在理想情况下,标准卡尔曼滤波器提供了无偏的最小方差估计[5],但在面对模型不确定性时表现出较差的鲁棒性。当系统模型参数与实际过程参数存在较大差异时,卡尔曼滤波器的估计精度会显著下降甚至导致发散[6-7]。

由于室内环境复杂,UWB 信号经过墙体和障碍物会发生反射和折射,从而产生非视距(non-line-of-sight,NLOS)误差以及多径干扰,从而造成测量值异常,极大降低测距精度。文献[8]针对非视距环境下误差较大的问题,对传统卡尔曼滤波算法进行优化,在定位精度上有一定程度上改善,但该算法过于简单,改善效果不明显。文献[9]结合了往返时间(round trip time,RTT)和到达角度(angle of arrival,AOA)的测距算法,并提出一种轻量级基于网格的聚类算法,该算法复杂度低且不需要室内环境先验信息,但 AOA 算法对天线阵列有一定要求,增加了基站布设成本。文献[10]提出基于无迹卡尔曼滤波(unscented Kalman filter,UKF)算法的 UWB/IMU 信息融合方法,分别利用 UWB 定位技术和 IMU 惯性测量技术解算出机器人的位置信息,采用 UKF 算法对位置信息数据进行融合,该算法精度可达到厘米级,有效抑制 NLOS 误差,但该算法复杂,且增加了硬件成本。文献[11]提出一种新型多样野值鲁棒卡尔曼滤波器,通过一种新的多重统计相似度来衡量两个随机向量各维度之间的相似性,然后通过最大化基于多重统计相似度量的代价函数来保证了迭代在弱约束下的收敛性。

除 NLOS 误差外,由于人员在室内运动轨迹复杂,导致跟踪算法的建模困难,对人员的运动状态难以估计。文献[12]分析了卡尔曼滤波算法在目标状态发生突变和运动模型建立不准确时估计精度降低,甚至发散的原因,对比自适应渐消卡尔曼滤波算法,提出了一种通过直接修正预测值来提高卡尔曼滤波算法精度、改善算法性能的修正算法。文献[13]提出一种基于神经网络与自调节卡尔曼滤波的超宽带定位算法,具有精度高、实时性好及稳定性高的优点,但神经网络需要大量样本进行训练,工作量大。文献[14]推导了极端梯度推进(extreme gradient boosting,XGB)辅助自学习卡尔曼滤波器,XGB 用于建立 UWB 参考节点(RN)到盲节点(BN)的距离与移动机器人位置之间的映射关系,通过离线和在线模式分别应用卡尔曼滤波器进行测量,从而提供准确的位置信息。

在 UWB 室内定位过程中,因受 NLOS 误差影响,系统定位精度降低,且系统噪声的统计特性难以准确获取。针对上述问题,本文提出一种基于抗差估计原理的自适应卡尔曼滤波算法。该算法构建 UWB 测距模型,利用量测新息判断是否出现 NLOS 误差,导致量测值异常的出现,并采用 Huber 函数构建量测噪声的抗差协方差矩阵,利用滤波器的残差信息构建自适应因子对系统状态协方矩阵进行实时估计和修正,得到更准确的测距信息;最后采用加权最小二乘法将测距信息进行解算得到标签的最优化坐标。

1 UWB 测距滤波

1.1 测距模型

飞行时间(time of flight,TOF)测距方法采用双边双向测距(double-sided two-way ranging,DS-TWR),通过计算 UWB 信号在基站与标签之间的飞行时间得到两者间的距离,且无需进行时间同步[15]。

卡尔曼滤波过程中,UWB 信号的测距误差可以看作是一阶马尔可夫过程[16],通过当前时刻的状态估计下一时刻的状态,来实现对系统状态的更新。将 UWB 基站与标签间距离和距离变化率作为状态量。构建测距模型的状态函数为:

$$X_k = F_{k-1}X_{k-1} + \omega_k \tag{1}$$

式中:状态转移矩阵 $\boldsymbol{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & \Delta T \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$,$\Delta T$ 为 UWB 信号采样间隔,ω_k 是 k 时刻系统噪声,其协方差矩阵为 $\boldsymbol{Q}_k$。

将通过 TOF 方法测得的距离信息为量测量,构建量测方程为:

$$Z_k = H_k X_k + v_k \tag{2}$$

式中:$Z_k = d_{r,k}$,$d_{r,k}$ 为 k 时刻通过 TOF 方法测得的 UWB 距离信息,状态观测矩阵 $\boldsymbol{H}_k = [1 \quad 0]$,$v_k$ 是 k 时刻量测噪声,其协方差矩阵为 $\boldsymbol{R}_k$。

1.2 抗差自适应卡尔曼滤波

标准卡尔曼滤波算法如下:

$$\begin{cases}\hat{\boldsymbol{X}}_k^- = \boldsymbol{F}_{k-1}\hat{X}_{k-1} \\ \boldsymbol{P}_k^- = \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_{k-1} \\ K_k = \boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \\ P_k = (\boldsymbol{I} - K_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_k^- \\ \hat{X}_k = \hat{\boldsymbol{X}}_k^- + K_k(Z_k - \boldsymbol{H}_k\hat{\boldsymbol{X}}_k^-)\end{cases} \tag{3}$$

式中：$\hat{\boldsymbol{X}}_k^-$ 为系统预测状态向量，$\hat{X}_k$ 和 $\hat{X}_{k-1}$ 分别为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的系统估计状态，$\boldsymbol{P}_k^-$ 为系统预测状态协方差矩阵，$\boldsymbol{P}_k$、$\boldsymbol{P}_{k-1}$ 为 k 时刻和 $k-1$ 时刻的系统估计状态协方差矩阵，K_k 为滤波增益系数，$\boldsymbol{I}$ 是单位阵。

根据量测值与量测估计值计算得到新息向量 $\boldsymbol{d}_k$ 和新息协方差 D_k：

$$\boldsymbol{d}_k = Z_k - H\cdot\hat{\boldsymbol{X}}_k^- \tag{4}$$

$$D_k = \boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_k^-\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} \tag{5}$$

在视距(line-of-sight，LOS)环境下，d_k 服从零均值的正态分布；在出现 NLOS 或量测值异常时，可认为 d_k 服从均值为 $Z_k - \bar{Z}_k$ 的正态分布，其中 $\bar{Z}_k$ 为真实距离。构建 $\Delta d_k = d_k^{\mathrm{T}}D_k^{-1}d_k$ 作为判断量测信息是否出现异常的依据。

设定阈值 m，m 为常量，可由在 LOS 环境下多次测量确定。当 $\Delta d_k > m$，判断量测信息异常；当 $\Delta d_k \leqslant m$，判断量测信息正常。结合量测新息信息构建抗差协方差矩阵[17]。

$$\bar{\boldsymbol{R}}_k = \begin{cases}\dfrac{\Delta d_k}{m}\boldsymbol{R}_k, \Delta d_k > m \\ \boldsymbol{R}_k, \Delta d_k \leqslant m\end{cases} \tag{6}$$

在 UWB 室内测距过程中，由于室内环境复杂，系统的噪声统计特性难以估计，而 Sage-Husa 滤波能对状态估计过程中的过程噪声和量测噪声进行估计和更新，无需精确的噪声统计特性。而针对 Sage-Husa 滤波在更新过程中会失去半正定性问题，采用改进的 Sage-Husa 滤波对系统进行实时估计[18]。

$$\hat{Q}_k = (1-\alpha)\hat{Q}_{k-1} + \alpha(K_k d_k d_k^{\mathrm{T}}K_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{P}_k - \boldsymbol{F}_{k-1}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{F}_{k-1}^{\mathrm{T}}) \tag{7}$$

其中，$\alpha = (1-\lambda)/(1-\lambda^{k+1})$，$\lambda$ 为遗忘因子，$0.95 < \lambda < 0.995$。理论上在更新 $\hat{Q}_k$ 过程中，α 是递减的，系统会更相信前一刻的估计值，在出现观测异常值时，式(7)等式右边第 2 部分会增大，但 α 减小会对这部分进行补偿，使得 $\hat{Q}_k$ 不会发散。

通过式(7)对系统过程噪声的协方差矩阵进行实时估计和更新，减小状态估计的误差，对系统状态突变导致模型失准产生的误差有一定补偿作用。利用式(6)对量测噪声异常值进行修正，实现了 UWB 测距模型的抗差自适应卡尔曼滤波，并提高了 UWB 测距的精度和可靠性。

1.3　WLS 解算

最小二乘法是一种线性优化方法，它旨在通过最小化误差的平方和来获得最佳拟合结果。这一过程涉及矩阵运算和迭代，用于计算状态增量以达到优化目的。而加权最小二乘法(weighted least squares，WLS)则在最小二乘法的基础上引入了加权矩阵，以解决原始模型中存在的异方差问题。WLS 在室内定位中的具体解算过程如下。

k 时刻标签坐标为 (x_k, y_k)，基站坐标为 (x_i, y_i)，$i = 1,2,\cdots,n$，n 为基站个数，则第 i 个基站与标签间距离可表示为：

$$d_{i,k} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2} \tag{8}$$

将式(8)处理可以得到：

$$d_{i,k}^2 - (x_i^2 + y_i^2) - (x_k^2 + y_k^2) = -2(x_k x_i + y_k y_i) \tag{9}$$

以主基站($i=1$)为基础，对从基站进行差值处理，可以得到以下方程：

$$\boldsymbol{Z}_{p,k} = \boldsymbol{H}_{p,k}\boldsymbol{X}_{p,k} \tag{10}$$

其中：

$$\boldsymbol{Z}_{p,k} = \begin{bmatrix} d_{2,k}^2 - d_{1,k}^2 - x_2^2 - y_2^2 + x_1^2 + y_1^2 \\ d_{3,k}^2 - d_{1,k}^2 - x_3^2 - y_3^2 + x_1^2 + y_1^2 \\ \vdots \\ d_{n,k}^2 - d_{1,k}^2 - x_n^2 - y_n^2 + x_1^2 + y_1^2 \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\boldsymbol{H}_{p,k} = -2\begin{bmatrix} x_2 - x_1 & y_2 - y_1 \\ x_3 - x_1 & y_2 - y_1 \\ \vdots & \vdots \\ x_n - x_1 & y_n - y_1 \end{bmatrix} \tag{12}$$

$$\boldsymbol{X}_{p,k} = \begin{bmatrix} x_k \\ y_k \end{bmatrix} \tag{13}$$

构造权系数矩阵 $\boldsymbol{W}$：

$$\boldsymbol{W} = \begin{bmatrix} p_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & p_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & p_n \end{bmatrix} \tag{14}$$

式中：$\boldsymbol{W}$ 是正定加权矩阵，p_n 是先验得到的加权系数，当 $\boldsymbol{W} = D_k^{-1}$ 时可得到精度最高的估算值[19]。

线性方程组的解可由加权最小二乘法的公式计算：

$$\boldsymbol{X}_{p,k} = (\boldsymbol{H}_{p,k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}\boldsymbol{H}_{p,k})^{-1}\boldsymbol{H}_{p,k}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}\boldsymbol{Z}_{p,k} \tag{15}$$

2　仿真实验

2.1　静态环境仿真

为验证在 NLOS 环境下抗差自适应卡尔曼滤波(robust adaptive Kalman filter，RKF)的效果，假定标签坐标不变，在静态环境下进行验证。通常情况下，可以假设

由 NLOS 引起的额外延迟误差符合指数分布[20]。以下是对单基站测距 NLOS 误差仿真分析。

仿真条件环境设置如下:基站 B_1 坐标(1 m,0 m),标签 T_0 坐标(3 m,3 m),采样时间 t 为 100 s,采样频率 f 为 10 Hz, $\boldsymbol{X}_k$ 初值为[3 m,36 m/s],系统噪声协方差 $\boldsymbol{Q}_k$ 为 $[10^{-10},0;0,10^{-10}]$,量测噪声协方差 $\boldsymbol{R}_k$ 为 10^{-9}。全站仪测量标签与基站距离,视为理想距离。在未添加 NLOS 误差时计算判别阈值 m,将标准卡尔曼滤波方法与抗差自适应卡尔曼滤波进行对比。

图 1 是对标签与单基站间测距进行仿真,曲线的突变状态模拟测距过程中出现 NLOS 现象造成的量测值异常,通过传统卡尔曼滤波方法以及本文提到的抗差自适应卡尔曼滤波方法对误差进行处理,得到如图 2 所示的误差曲线图。明显可以看出传统卡尔曼滤波方法在量测值异常时不能及时收敛,而抗差自适应卡尔曼滤波通过对量测值的检验,对误差协方差矩阵进行放大,同时结合自适应算法对系统噪声进行估计和更新,有效降低了 UWB 测距的误差,提高了精度和稳定性。表 1 是两种滤波方法的误差统计信息,对比标准卡尔曼滤波,自适应抗差滤波的误差最大值从 45 cm 降低到了 5 cm,标准差从 11 cm 降低到了 2 cm,测距精度有明显提升。

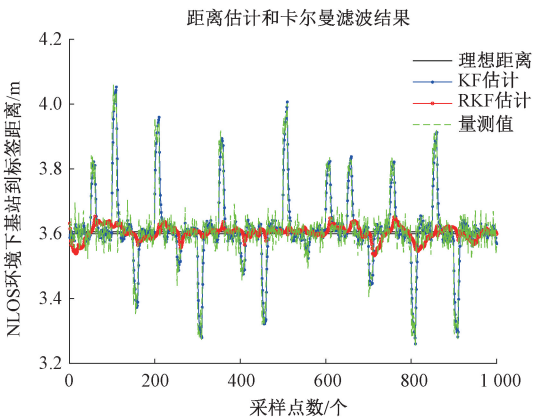

图 1 单基站距离估计与卡尔曼滤波结果仿真

Fig. 1 Simulation of single base station distance estimation with Kalman filtering results

表 1 两种滤波方法的误差统计表

Table 1 Error statistics of the two filtering methods

	误差最大值/m	误差标准差/m
量测值	0.451 4	0.113 3
KF 误差	0.457 0	0.107 7
RKF 误差	0.054 4	0.021 8

在静态环境下对 $\boldsymbol{Q}$ 矩阵进行微调,得到如图 3 所示的仿真结果。系统噪声的协方差矩阵估计 $\hat{Q}_k$ 由 α 的大小决定, α 逐渐减小,k-1 时刻的估计值 $\hat{Q}_{k-1}$ 权重逐渐增大, $\hat{Q}_k$ 逐渐收敛。

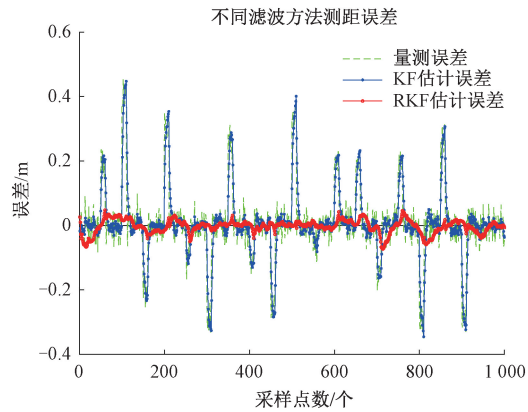

图 2 单基站测距误差对比

Fig. 2 Comparison of ranging error of single base station

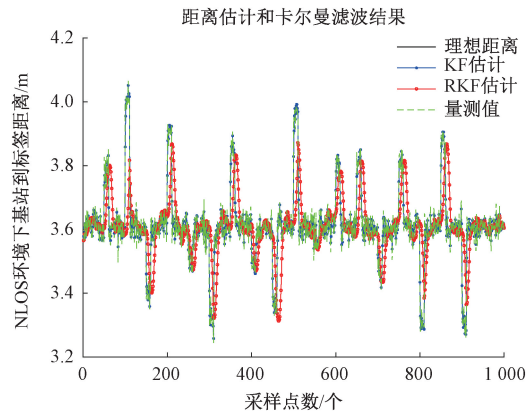

图 3 放大初始 $\boldsymbol{Q}$ 矩阵仿真结果

Fig. 3 Simulation results of amplified initial $\boldsymbol{Q}$ matrix

通过图 3 与 1 的仿真结果对比可以看出 $\boldsymbol{Q}$ 矩阵初始值的大小会影响滤波收敛速度,由图 4 可以看出开始时由于与系统真实噪声协方差矩阵相差过大,结果更贴近系统产生的噪声,导致滤波效果不好;通过一段时间的仿真,结果逐渐收敛,滤波结果更贴近真实值。

通过图 5 的仿真结果可以看出 R 矩阵初始值的大小会使滤波结果产生漂移,但通过后续算法的补偿与修正,滤波效果明显变好。图 6 表明在出现 NLOS 误差时,通过自适应放大 $\boldsymbol{R}$ 矩阵使得更新过程逐渐收敛。

2.2 动态环境仿真

采用抗差自适应卡尔曼滤波的算法降低定位误差,为了进一步验证该算法的可行性,采用 MATLAB 对该算法进行动态仿真验证。设计如下仿真环境:

因 UWB 定位大多应用于室内环境,因此假设运动状态为匀速运动,运动初始位置为(0 m,0 m)处,运动时间为 60 s,运动速度为 1 m/s,采样频率为 10 Hz,在 20、30、

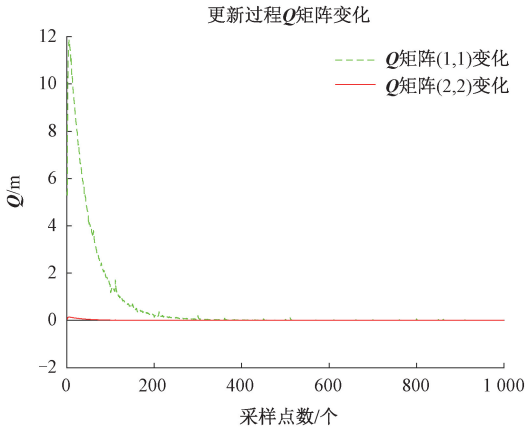

图 4　更新过程 $\boldsymbol{Q}$ 矩阵变化

Fig. 4　Change of $\boldsymbol{Q}$ matrix during updating process

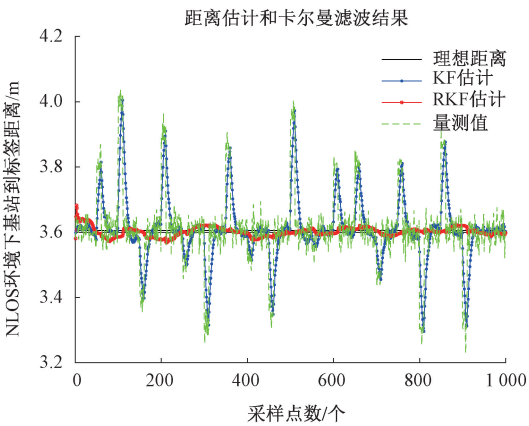

图 5　放大初始 $\boldsymbol{R}$ 矩阵仿真结果

Fig. 5　Amplified initial $\boldsymbol{R}$ matrix simulation results

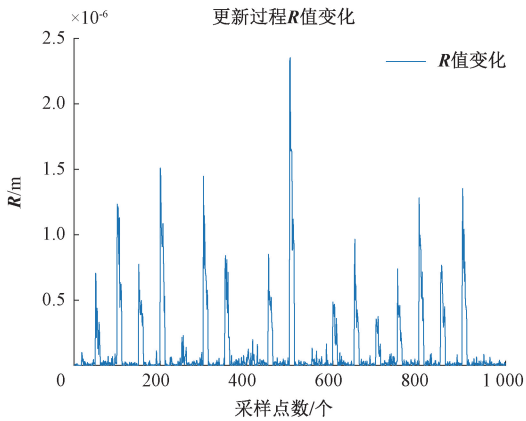

图 6　更新过程 $\boldsymbol{R}$ 值变化

Fig. 6　Change of $\boldsymbol{R}$-value during updating

50 s 处目标做 90°转弯，量测噪声用 randn 函数生成，噪声比例为 0.1。状态方程误差协方差矩阵初值 Q = [0.001　0；　0　0.001]，观测噪声协方差矩阵初值 $\boldsymbol{R}$ = 0.1。

采用传统卡尔曼滤波、带遗忘因子[21]的卡尔曼滤波（遗忘因子 s = 0.98）、利用新息协方差自适应放大 $\boldsymbol{P}$ 矩阵的卡尔曼滤波算法与本文所提抗差自适应卡尔曼滤波算法进行对比，得到的轨迹图与误差曲线如图 7、8、9 所示。

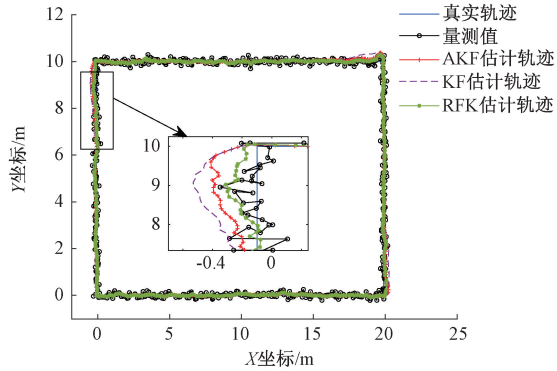

图 7　不同滤波算法轨迹图

Fig. 7　Trajectory of different filtering algorithms

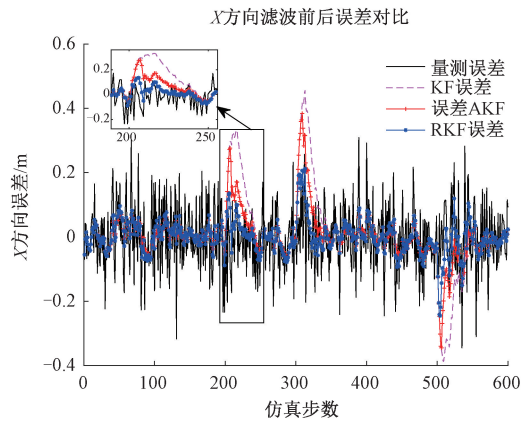

图 8　不同滤波算法 X 方向上误差

Fig. 8　Error in X-direction for different filtering algorithms

在状态突变情况下，相较于传统卡尔曼滤波算法，自适应的卡尔曼滤波算法有更快的收敛速度，更有效的跟踪突变状态。相较于 AKF，RKF 利用滤波器的残差信息构建的二段函数式自适应因子，能更好的适应系统扰动和状态突变，实现更精确和鲁棒的状态估计。

3　室内试验验证

为验证算法的可行性和有效性，在室内试验环境下进行测距实验，分别用传统卡尔曼滤波和文中所提的抗差自适应卡尔曼滤波方法进行比较。采用 3 基站测距的方式，基站布局如图 10 所示，基站与标签都置于固定位置，用全站仪确定坐标，基站坐标为（1.2 m，3.1 m）、

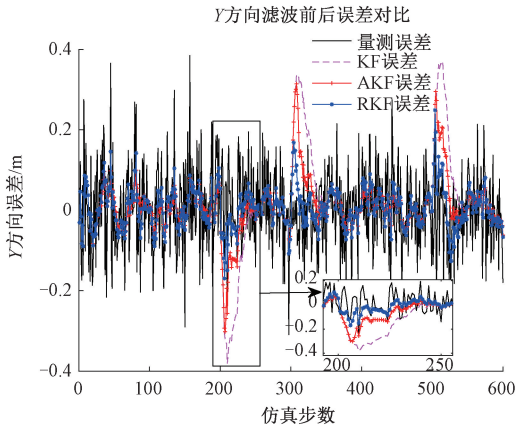

图 9 不同滤波算法 Y 方向上误差

Fig. 9 Error in Y-direction for different filtering algorithms

(0 m,0 m)、(2.6 m,0 m),标签实际坐标(1.70 m,1.65 m)。LOS 环境下解算坐标(1.717 m,1.647 m),误差在 2 cm 以内。图 11 为 LOS 环境下测量得到的距离信息。

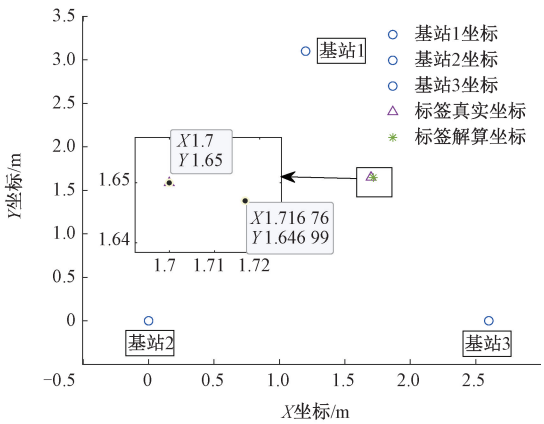

图 10 LOS 环境基站布局以及标签解算

Fig. 10 LOS environment base station layout and label solving

基站与标签坐标不变,在测距过程中测试人员在基站与标签之间来回走动,产生 NLOS 误差,NLOS 环境下 KF 后解算坐标(1.520 2 m,1.536 2 m),RKF 解算坐标(1.708 6 m,1.629 6 m),误差在 3 cm 以内。图 12 为全站仪测得基站与标签坐标,以及通过解算得到的 KF 后标签坐标和 RKF 后标签坐标。

图 13 中出现的扰动为 NLOS 误差产生的测量异常。图 14、15、16 为 3 个基站分别和标签测距后经过传统卡尔曼滤波和抗差自适应滤波后的误差值对比。

分析以上实验结果,可以得出:

1)采用双边双向测距的 TOF 方法进行 UWB 测距时,面对出现的 NLOS 误差和量测异常值,标准的卡尔曼滤波无法完全对测距结果进行补偿,结果误差较大。进一步进行定位解算时,UWB 定位的精度以及稳定性难以保障。

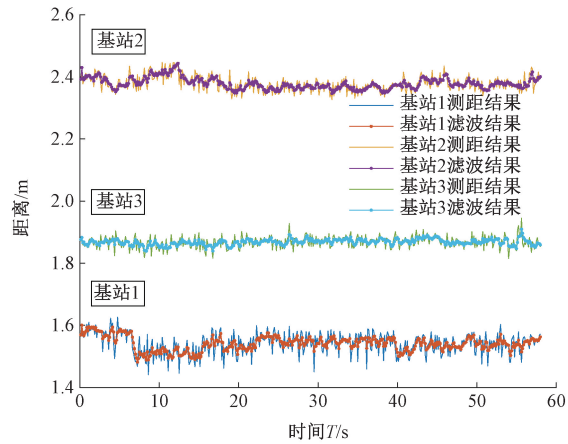

图 11 LOS 环境下 3 基站测距与滤波

Fig. 11 3-base station ranging and filtering in LOS environment

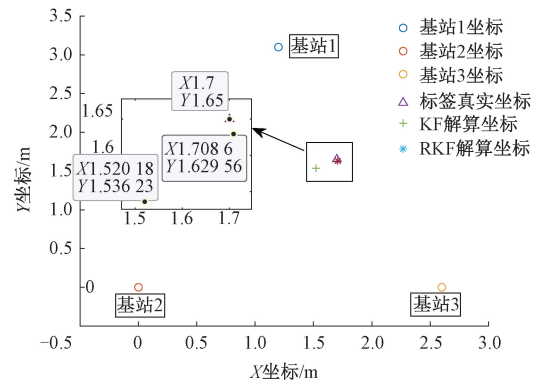

图 12 NLOS 环境基站布局和标签坐标解算

Fig. 12 NLOS environment base station layout and tag coordinate solving

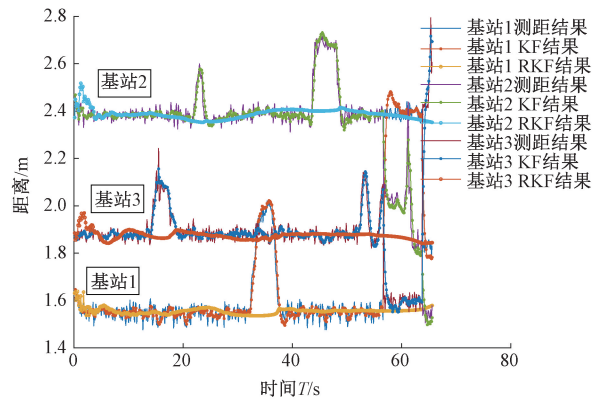

图 13 NLOS 环境两种滤波方式下 3 个基站测距值

Fig. 13 Ranging values of three base stations under two filtering methods in NLOS environment

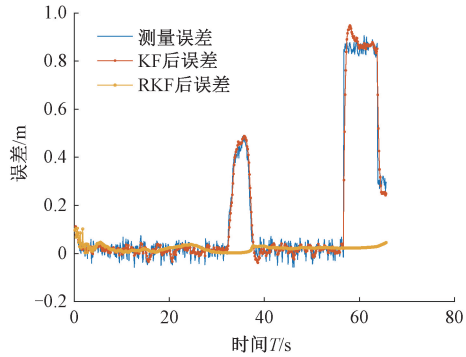

图 14　两种滤波方式下基站 1 测距误差

Fig. 14　Ranging error of base station 1 with two filtering methods

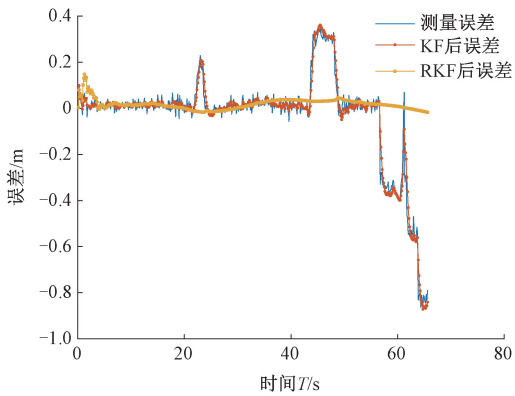

图 15　两种滤波方式下基站 2 测距误差

Fig. 15　Ranging error of base station 2 with two filtering methods

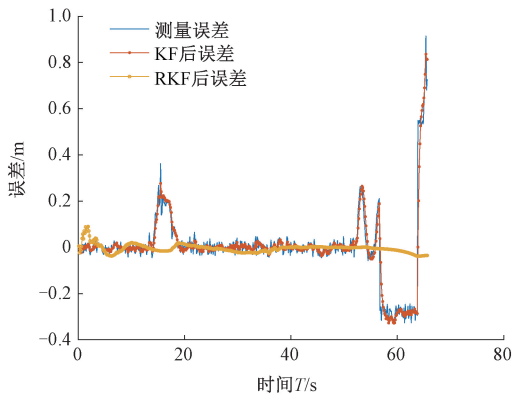

图 16　两种滤波方式下基站 3 测距误差

Fig. 16　Ranging error of base station 3 with two filtering methods

2)通过采用文中提出的自适应抗差卡尔曼滤波方法对测距结果进行滤波,并通过递推最小二乘法进行坐标解算,该方法基于抗差估计理论,对 NLOS 误差进行抗差处理,显著提升了 UWB 测距定位结果的精度和稳定性。同时结合了 Sage-Husa 滤波对系统噪声进行估计和修正,结果显示对量测异常值抵抗能力更强,具备更好的跟踪效果。

4　结　论

在室内 UWB 定位过程中,信号受 NLOS 误差影响,测距结果和定位精度会大幅下降。本文采用双边双向测距的 TOF 算法测距,并将抗差估计原理和 Sage-Husa 滤波应用于距离估计,提出了自适应抗差卡尔曼滤波方法,并在此基础上采用递推最小二乘拟合估计最优坐标位置。通过 MATLAB 仿真验证了静态和动态环境下的算法的可行性和有效性,并在室内环境下设计了测距、定位实验,将传统的卡尔曼滤波和文中所提方法进行对比分析。实验结果表明,文中所提的自适应抗差卡尔曼滤波方法能有效识别 NLOS 误差,并在测距时消除并优化误差,结果具有更好的鲁棒性。在此基础上利用递推最小二乘进行坐标解算,提高了 UWB 定位的精度和稳定性。

参考文献

[1] ABDELNASSER H, MOHAMED R, ELGOHARY A, et al. SemanticSLAM: Using environment landmarks for unsupervised indoor localization[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 15(7): 1770-1782.

[2] HAO P, XIAOGANG Q, MEILI L, et al. Indoor scenario-based UWB anchor placement optimization method for indoor localization[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205.

[3] HAO Z, QING W, CHAO Y, et al. Research on UWB indoor positioning algorithm under the influence of human occlusion and spatial NLOS[J]. Remote Sensing, 2022, 14(24): 6338.

[4] LUO Q, YAN X, WANG C, et al. A SINS/DVL/USBL integrated navigation and positioning IoT system with multiple sources fusion and federated Kalman filter[J]. Journal of Cloud Computing, 2022, 11(1): 1-17.

[5] 周承松. GNSS 导航中卡尔曼滤波优化算法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2016.
ZHOU CH S. Research on Kalman filter optimisation algorithm in GNSS navigation [D]. Changsha: National University of Defence Science and Technology, 2016.

[6] 唐伏乾. 车载组合导航系统卡尔曼滤波模型误差研究[D]. 长春:吉林大学,2022.
TANG F Q. Research on model error of Kalman filter for vehicle integrated navigation system [D]. Changchun:

Jilin University, 2022.

[7] LIU L, WU G, YANG Z. Research on moving object detection based on camshift algorithm and Kalman filter[C]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2023, 2424(1): 012005.

[8] 杨会,沈微微,李传辉,等. 基于卡尔曼滤波的 UWB 室内定位技术研究[J]. 物联网技术, 2023, 13(1): 46-50.
YANG H, SHEN W W, LI CH H, et al. Research on UWB indoor positioning technology based on Kalman filter[J]. Internet of Things Technology, 2023, 13(1): 46-50.

[9] 毛科技,邬锦彬,金洪波,等. 面向非视距环境的室内定位算法[J]. 电子学报,2016,44(5):1174-1179.
MAO K J, WU J B, JIN H B, et al. Indoor localization algorithm for NLOS environment [J]. Journal of Electronics, 2016, 44(5): 1174-1179.

[10] 姚露,聂晓根,黄汉阳,等. 无迹卡尔曼滤波算法对 UWB/IMU 组合定位的研究[J/OL]. 机械科学与技术: 1-10 [2023-07-29]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20230271.
YAO L, NIE X G, HUANG H Y, et al. Research on UWB /IMU combined location based on Unscented Kalman filter algorithm[J/OL]. Mechanical Science and Technology: 1-10[2023-07-29]. DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20230271.

[11] 黄玉龙,柏明明,张勇刚. 一种新型多样野值鲁棒卡尔曼滤波器(英文)[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(3): 422-438.
HUANG Y L, BAI M M, ZHANG Y G. A novel diverse wild value robust Kalman filter (in English) [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2022, 23(3): 422-438.

[12] 杨永建,樊晓光,王晟达,等. 基于修正卡尔曼滤波的目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(5): 846-851.
YANG Y J, FAN X G, WANG SH D, et al. Target tracking based on amendatory Kalman filter [J]. Systems Engineering and Electronics Technology, 2014, 36(5): 846-851.

[13] 古玉锋,杜雨洁,王育阳,等. 基于神经网络与自调节卡尔曼滤波的超宽带定位算法研究[J]. 中国机械工程,2023,34(12):1504-1511.
GU Y F, DU Y J, WANG Y Y, et al. Study on UWB positioning algorithm based on neural networks and self-adjusting Kalman filters [J]. China Mechanical Engineering, 2023, 34(12): 1504-1511.

[14] XU Y, WAN D, FENG J, et al. XGB assisted self-learning Kalman filter for uwb localization [J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2022, 46: 227-233.

[15] 韩玉香. 基于 UWB 的多运动员实时高精度二维定位技术[D]. 太原:中北大学,2022.
HAN Y X. UWB-based multi-athlete real-time high-precision 2D positioning technology [D]. North Central University, 2022.

[16] 陈娴,王文元,周达. 马尔可夫过程及其控制的理论和应用[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2023, 62(6): 1045-1051.
CHEN X, WANG W Y, ZHOU D. Theory and applications of Markov processes and their control[J]. Journal of Xiamen University (Natural Science), 2023, 62(6): 1045-1051.

[17] 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(02): 269-273. DOI: 10.13203/j.whugis20130666.
MIAO Y W, ZHOU W, TIAN L, 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): 269273.

[18] 邓洪高,马海淘,纪元法,等. 改进的 Sage-Husa 自适应算法及应用[J]. 计算机仿真,2023,40(2):19-23.
DENG H G, MA H T, JI Y F, et al. Improved Sage-Husa adaptive algorithm and its application [J]. Computer Simulation, 2023, 40(2): 19-23.

[19] 曹正文,赵健,高宝建. 基于加权最小二乘法的红外多站定位的研究[J]. 光子学报,2005(7):1001-1004.
CAO ZH W, ZHAO J, GAO B J. The research of location about the infrared multi-sites system based on the weighted least square method [J]. Acta Photonica Sinica, 2005(7): 1001-1004.

[20] 阎龙,高泽华,高峰. 一种适用于 NLOS 环境的 LTE 终端迭代定位算法[J]. 计算机应用研究,2014,31(3):876-878.
YAN L, GAO Z H, GAO F. Iterative location algorithm for LTE mobile station under NLOS environment [J].

Application Research of Computers, 2014, 31 (3): 876-878.

[21] 张涛,陈东明,侯鹏鹏,等. 基于变遗忘因子的改进卡尔曼滤波锂电池荷电状态估算研究[J/OL]. 河南理工大学学报(自然科学版), 1-10[2024-01-17] http://kns. cnki. net/kcms/detail/41. 1384. N. 20231130. 1720. 025. html.

ZHANG T,CHEN D M,HOU P P, et al. Estimation the state of charge of lithium battery based on variable forgetting factor and improved extend Kalman filter [J/OL]. Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science), 1-10 [2024-01-16] http://kns. cnki. net/kcms/detail/41. 1384. N. 20231130. 1720. 025. html.

作者简介

杨承志,2021 年于中北大学中北大学获得学士学位,现为中北大学在读硕士生,主要研究方向为超宽带(UWB)室内定位。

E-mail: 1098935813@ qq. com

Yang Chengzhi received his B. Sc. degree from North University of China in 2021. Now he is a M. Sc. candidate at North Central University. His main research interest includes ultra wideband (UWB) indoor positioning.

张晓明(通信作者),1998 年于南京理工大学获得硕士学位,2009 年于北京航空航天大学获得博士学位,现为中北大学教授,博士生导师, 主要研究方向为动态测试与组合导航。

E-mail: zxm_auto@ nuc. edu. cn

Zhang Xiaoming (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Nanjing University of Science and Technology in 1998 and Ph. D. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 2009, respectively. Now he is a professor and doctoral tutor at North Central University. His main research interests include dynamic testing and portfolio navigation.

张鸽,2015 年硕士毕业于电子科技大学,现为中北大学仪器与电子学院在读博士,主要研究方向为智能组合导航、信息融合。

Zhang Ge received a M. Sc. degree from University of Electronic Science and Technology (UEST) in 2015. Now she is a Ph. D. candidate at the School of Instrumentation and Electronics, North Central University. Her main research interests include intelligent combined navigation and information fusion.