侯华, 吴姿旋. 基于改进无迹卡尔曼滤波的 TDOA 定位算法[J]. 智能计算机与应用,2026,16(8):219-225. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.25020901

基于改进无迹卡尔曼滤波的 TDOA 定位算法

侯 华, 吴姿旋
(河北工程大学 信息与电气工程学院, 河北 邯郸 056038)

摘 要: 针对无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter,UKF)在视距/非视距环境中滤波结果不稳定的问题,提出了一种基于改进无迹卡尔曼滤波的 TDOA 定位算法。首先,在多基站定位环境中,构建多个 TDOA 测量子组,采用 Chan 算法进行数据预处理,将其结果进行加权后作为无迹卡尔曼滤波算法的初始值和观测值,以提高无迹卡尔曼滤波的收敛速度和滤波精度。其次,通过残差分析识别非视距误差,对于含有非视距误差的观测值,利用新息向量设计调节因子调节观测误差协方差,以改善无迹卡尔曼滤波对非视距误差的抑制性能。最后实验结果表明,与 Chan-UKF 算法和 RWCH-C-UKF 算法的定位精度相比,本文算法的定位精度分别提高了 65.8%和 40.9%,且 RMSE 波动范围最小,鲁棒性最强。

关键词: 超宽带;非视距误差;无迹卡尔曼滤波;到达时间差;残差分析;鲁棒性
中图分类号: TN912.3 **文献标志码**: A **文章编号**: 2095-2163(2026)08-0219-07

TDOA indoor location algorithm based on improved UKF algorithm

HOU Hua, WU Zixuan
(School of Information and Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan 056038, Hebei, China)

Abstract: In response to the issue of unstable filtering results in Line of Sight and Non-Line-of-Sight environments using the Unscented Kalman Filter, an improved Unscented Kalman Filter-based Time Difference of Arrival localization algorithm is proposed. Firstly, in a multi-base station positioning environment, multiple TDOA measurement subgroups are constructed, and the Chan algorithm is used for data preprocessing. The results are weighted and used as the initial values and observation values for the Unscented Kalman Filter algorithm to enhance its convergence speed and filtering accuracy. Secondly, by analyzing residuals to identify Non-Line-of-Sight errors, for observations containing Non-Line-of-Sight errors, the innovation vector is utilized to design an adjustment factor to regulate the observation error covariance, thereby improving the Unscented Kalman Filter′s inherent suppression performance against Non-Line-of-Sight errors. Finally, experimental results show that compared with the positioning accuracy of the Chan-UKF algorithm and the RWCH-C-UKF algorithm, the positioning accuracy of this algorithm has been improved by 65.8% and 40.9%, respectively, and the Root Mean Square Error fluctuation range is the smallest, indicating the strongest robustness.

Key words: Ultra-Wideband; Non-Line-of-Sight Error; Unscented Kalman Filter; TDOA; residual analysis;robustness

0 引 言

随着信息技术的不断进步,位置信息服务对人们日常生活的影响日益显著。超宽带技术(Ultra-Wideband,UWB)因其抗多径干扰能力较强,被广泛应用于室内定位[1]。基于信号到达时间差(Time Difference of Arrival,TDOA)的定位算法因不要求基站和标签之间严格的时钟同步,且设备的复杂性较低[2],因此在 UWB 定位系统中应用广泛。

在视距(Line-of-Sight,LOS)环境中,最小二乘(Least Square,LS)算法、Chan 算法、Taylor 算法等多种定位算法均可得到较高的定位精度。但在实际应用中,由于存在非视距误差(Non-Line-of-Sight,NLOS),导致 UWB 系统定位精度急剧下降[3]。因此,如何减小 NLOS 误差对定位精度的影响一直是基于位置服务领域的重大难题之一。文献[4]提出了一种 Chan-Taylor 联合定位算法,采用 Chan 算法进行标签位置估计,将其估计结果作为 Taylor 算法

作者简介: 侯 华(1980—),女,博士,教授,硕士生导师。主要研究方向:移动通信与认知无线电技术,物联网与装备智能化技术; 吴姿旋(2000—),女,硕士研究生。主要研究方向:移动通信。Email:2836180972@qq.com。

收稿日期: 2025-02-09

的初值再次优化,解决了 Chan 算法和 Taylor 算法自身的局限性。文献[5]提出了一种残差加权算法(Residual Weighting,RW),在多基站定位环境中,对基站进行分组,采用最小二乘法(Least squares, LS)对每个分组进行解算,加权得到标签位置估计结果,降低 NLOS 误差在估计结果中的权重。

近年来,卡尔曼滤波(Kalman Filter,KF)算法被一些研究人员应用于减小 NLOS 误差,以提高定位精度。但 KF 算法只适用于线性系统[6],因此,扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter,EKF)[7]、无迹卡尔曼滤波[8]等非线性滤波算法获得了广泛的关注。其中,UKF 利用 UT 变换近似非线性函数,具有计算量小、收敛速度快等特点,应用较广泛。文献[9]提出一种 Chan-UKF 定位算法,利用 UKF 算法优化 Chan 算法的标签估计结果。文献[10]通过多三角加权算法获得标签初始估计结果后,采用 UKF 算法再次优化得到标签最优估计结果。上述研究结果表明,基于 UKF 的定位算法虽然可以提高标签的定位精度,但在 LOS/NLOS 共存的无线通信系统中,环境噪声波动差异较大,会导致 UKF 算法滤波结果发散。

因此,本文提出一种基于改进 UKF 的 TDOA 定位算法。该算法利用 Chan 算法定位结果进行残差加权来减小标签估计结果中 NLOS 误差所占的权重,将其第一个估计值作为 UKF 的初值,后续的估计值作为 UKF 的观测值。进而通过设置阈值识别 UKF 观测值中的 NLOS 误差。对于含有 NLOS 误差的观测值,利用残差信息构建调节因子,自适应更新 UKF 的观测误差协方差。

1 TDOA 定位原理及算法分析

1.1 TDOA 定位原理

本文采用 TDOA 定位算法,根据信号到达各基站的时间差,计算标签与各基站间的距离差[11]。在二维空间中,满足上述距离差的点构成了以基站为焦点的双曲线,通过求解双曲线的交点,可以得到标签位置估计坐标。其原理如图 1 所示。

假设在二维平面内部署 N 个基站对标签进行位置估计。第 i 个基站的坐标为 $BS_i=[x_i,y_i]$,$(i=1,2,\cdots,N)$,标签 Tag 的真实位置坐标为 $[X,Y]$。则标签与 BS_i 的真实距离为:

$$d_i=\sqrt{(x_i-X)^2-(y_i-Y)^2} \tag{1}$$

设 BS_1 为主基站,构建多个双曲线方程为:

$$\begin{cases} d_{21}=\sqrt{(x_2-X)^2+(y_2-Y)^2}-\sqrt{(x_1-X)^2+(y_1-Y)^2}=c\cdot(t_2-t_1) \\ d_{31}=\sqrt{(x_3-X)^2+(y_3-Y)^2}-\sqrt{(x_1-X)^2+(y_1-Y)^2}=c\cdot(t_3-t_1) \\ \vdots \\ d_{i1}=\sqrt{(x_i-X)^2+(y_i-Y)^2}-\sqrt{(x_1-X)^2+(y_1-Y)^2}=c\cdot(t_i-t_1) \end{cases} \tag{2}$$

其中,c 表示光速。

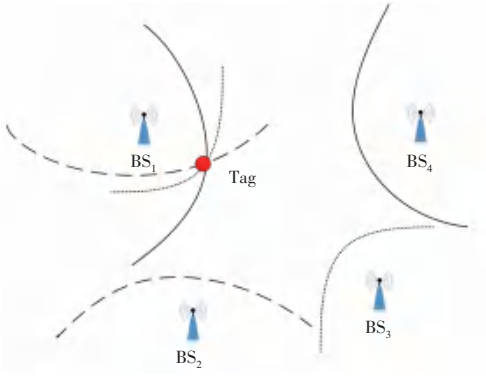


图 1 TDOA 定位原理图

Fig. 1 The principle diagram of TDOA localization

根据式(2)可知,TDOA 定位算法只要求各基站之间时钟同步,降低了定位系统的实现难度[12]。令 $K_i=x_i^2+y_i^2$,则非线性方程式(2)可以被线性化为:

$$d_{i1}^2+2d_{i1}d_1=(K_i-K_1)-2(x_i-x_1)X-2(y_i-y_1)Y \tag{3}$$

1.2 Chan-UKF 定位算法

TDOA 定位算法的核心挑战在于将非线性方程组的求解问题转化为方程的最优估计问题。目前,Chan 算法可以通过两次 LS 估计来解算 TDOA 算法中复杂的双曲线方程组,降低了计算复杂度[13]。但在 NLOS 环境中,Chan 算法的定位精度较低,利用 UKF 算法对 Chan 算法的定位结果进行后处理滤波,可提升 Chan 算法的定位精度。Chan-UKF 算法流程如下:

设 TDOA 算法中测量误差的协方差矩阵 $\boldsymbol{Q}_t=\mathrm{diag}\{\sigma_{21}^2,\sigma_{31}^2,\cdots,\sigma_{i1}^2\}$,并通过 LS 估计求解式(3)得到标签的最大似然估计为:

$$Z_a=(G_a^{\mathrm{T}}Q_t^{-1}G_a)^{-1}G_a^{\mathrm{T}}Q_t^{-1}h \tag{4}$$

其中,Z_a^0 表示标签的实际位置,h、G_a 的计算公

式如下：

$$h=\frac{1}{2}\begin{bmatrix}K_2-K_1-d_{21}^2\\K_3-K_1-d_{21}^2\\\vdots\\K_i-K_1-d_{21}^2\end{bmatrix},\quad G_a=\begin{bmatrix}x_{21}&y_{21}&d_{21}\\x_{31}&y_{31}&d_{31}\\\vdots&\vdots&\vdots\\x_{i1}&y_{i1}&d_{i1}\end{bmatrix}\tag{5}$$

为提高定位精度，对 Z_a 进行二步 LS 估计为：

$$Z_a^{'}=(G_a^{'\mathrm{T}}Q_t^{'-1}G_a)^{-1}G_a^{'\mathrm{T}}Q_t^{'-1}h^{'}\tag{6}$$

Chan 算法计算得到标签估计位置坐标为：

$$\hat{T}=\pm\sqrt{Z_a^{'}}+\begin{bmatrix}x_1\\y_1\end{bmatrix}\tag{7}$$

将 $\hat{T}$ 作为 UKF 算法的输入值，Chan-UKF 算法流程图如图 2 所示。

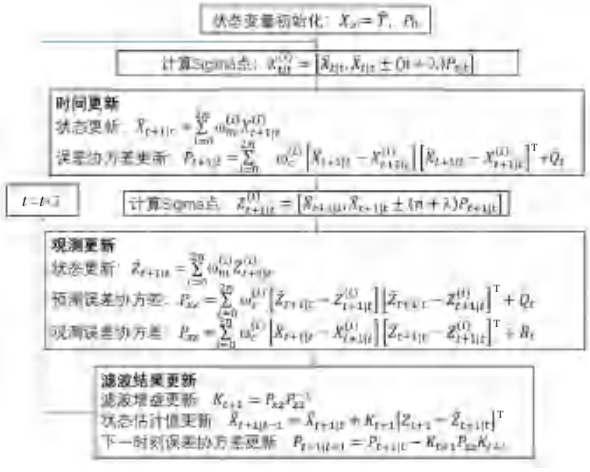


图 2　Chan-UKF 算法流程图

Fig. 2　Flowchart of the Chan-UKF algorithm

1.3　在实际应用中的不足

总体而言，UKF 算法通过对系统预测值和观测值进行非线性处理来优化标签估计值，可在一定程度上有效降低 Chan 算法在 NLOS 环境下的定位误差。但是，UKF 滤波的准确性对其初始位置准确性的依赖较大[14]，不准确的初始位置会导致 UKF 后续的滤波过程出现偏差，从而影响算法的收敛速度。其次，由于 UKF 的误差协方差与环境中的噪声特性息息相关且直接影响滤波估计结果。在 LOS/NLOS 信号共存且相互转换频繁的环境下定位时，若将该环境下 Chan 算法的标签定位结果直接作为 UKF 的观测值，会导致无法通过观测误差协方判断该时刻观测值的可信度，从而扰乱滤波增益对观测值和预测值的融合，导致滤波结果发散。

2　基于改进 UKF 的 TDOA 定位算法

针对上述问题，本文分为两部分来解决。第一部分为残差加权 Chan 算法（Residual Weighted Chan，RWGH-C）[15]，考虑到室内环境中 LOS 信号和 NLOS 信号相互转换频繁的情况，对基站进行分组，同时考虑到 Chan 算法计算复杂度低且在高斯环境中定位精度较高，故采用 Chan 算法对每个分组进行解算，再通过残差加权的方式减小 NLOS 误差在定位结果中所占的权重，并将第一个标签估计结果作为 UKF 的初值，后续的标签估计结果作为 UKF 的观测值，确保了连续时刻的观测值在噪声特性上的一致性。第二部分为在 UKF 算法中引入调节因子，来提高 UKF 算法自身对 NLOS 误差的抑制能力。将 RWGH-C 算法计算得到的残差值，与 LOS 环境的噪声方差进行比较判别 NLOS 误差，对于含有 NLOS 误差的观测值，基于新息向量设计调节因子，自适应调节观测误差协方差，使 UKF 更信任预测值。基于改进 UKF 的 TDOA 算法的流程图如图 3 所示。

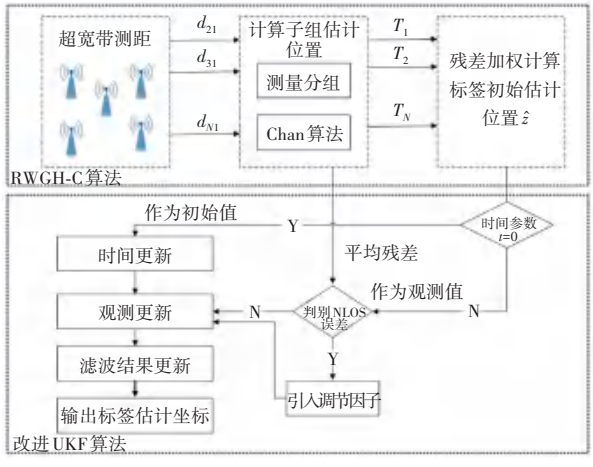


图 3　基于改进 UKF 的 TDOA 定位算法流程图

Fig. 3　Flowchart of TDOA localization algorithm based on the improved UKF

2.1　残差加权 Chan 算法

假设定位环境中有 N 个基站。由于 Chan 算法在 4 个基站的定位情况下定位精度较高，故任选其中 4 个基站为一组，共可以得到 $S=C_N^4$ 种组合。定义索引集为 $\{M_c \mid c=1,2,\cdots,S\}$，对所有组合采用上述 Chan 算法进行解算，得到 S 个标签估计位置。计算每个组合标签估计位置对应的残差 $R_{es,t}(\hat{T}_c, M_c)$，公式如下：

$$R_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)=\sqrt{\sum_{i=1}^{N}(\hat{d}_i-|\hat{T}_c-N_i|)^2}\tag{8}$$

其中，$\hat{d}_i$ 表示标签与 BS_i 之间的距离测量值；$\hat{T}_c$ 表示第 c 种分组下 Chan 算法得到的标签估计位置；N_i 表示 BS_i 的位置。

残差值反映了当前时刻基站组合对标签的定位质量,若残差值越大,说明该分组下 Chan 算法的估计误差越大;残差值越小,则定位结果越可靠[16]。对所有子组的残差值加权处理,得到标签的初始估计位置:

$$\hat{Z}=\frac{\sum_{c=1}^{S}\hat{T}_c\left(R_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)\right)^{-1}}{\sum_{c=1}^{S}\left(R_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)\right)^{-1}} \tag{9}$$

式(9)表示对所有组合的残差加权,以残差倒数作为加权函数,减小了 NLOS 误差在标签位置估计结果中所占的权重。

2.2 调节因子设计

将 RWGH-C 算法的标签估计结果分别作为 UKF 算法的初值和观测值,可显著提高 UKF 算法的定位精度,但 UKF 算法自身对 NLOS 误差的抑制能力,也是影响标签定位精度的重要因素之一。在使用 UKF 算法进行定位时,需要预设系统噪声和观测噪声[17]。由于实际环境中 NLOS 误差的噪声特性多变,很难预测状态或观测噪声的误差分布[18]。因此,本文设计了一个自适应调节因子,以适应环境变化并自动调整误差协方差,从而增强滤波增益在标签估计值中的调节作用。算法步骤如下:

首先,利用 RWGH-C 的残差值与设置的阈值作比较,识别 NLOS 误差,具体表示为:

将式(8)所得的残差值进行归一化处理得:

$$\bar{R}_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)=\frac{\sum_{c=1}^{S}R_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)}{S} \tag{10}$$

将其与 LOS 环境的测量噪声方差 σ_{los} 进行比较,判断标签估计位置的无线信道状态。

$$\begin{cases}\text{LOS}, \bar{R}_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)<\sigma_{\text{los}}\\ \text{NLOS}, \bar{R}_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)>\sigma_{\text{los}}\end{cases} \tag{11}$$

若 $\bar{R}_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)<\sigma_{\text{los}}$,说明标签的初步估计位置中不含 NLOS 误差;若 $\bar{R}_{es,t}(\hat{T}_c,M_c)>\sigma_{\text{los}}$,则说明标签的初步估计位置中含有 NLOS 误差。针对含有 NLOS 误差的观测值,本文引入调节因子来减小 NLOS 误差。调节因子的设计方法如下:

首先,根据观测值 $\hat{Z}_{t+1}$ 和预测观测值 $\bar{Z}_{t+1|t}$ 构建观测新息向量 E_{t+1} 和协方差 ε_t,公式如下:

$$E_{t+1}=\hat{Z}_{t+1}-\bar{Z}_{t+1|t} \tag{12}$$

$$\varepsilon_t=E_{t+1}E_{t+1}^{\mathrm{T}} \tag{13}$$

当观测值中含有 NLOS 误差时,会导致观测新息向量增大,其协方差也增大会同步。观测值可信下降,需减小滤波增益 K_{t+1} 的值。由 $K_{t+1}=P_{xz}P_{zz}^{-1}$ 的计算公式可知,只需增大观测误差协方差的值,即可减小 K_{t+1}。因此,根据实际观测误差协方差 ε_t 和理论观测误差协方差 P_{zz} 设计调节因子为:

$$\mu_t=\begin{cases}1,\text{LOS}\\ \dfrac{\text{tr}(\varepsilon_t)}{\text{tr}(P_{zz})},\text{NLOS}\end{cases} \tag{14}$$

其中,μ_t 表示调节因子,$\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。将其引入 UKF 算法,对观测误差协方差进行自适应修正:

$$P_{zz}=\mu_t\sum_{i=0}^{2n}\omega_c^{(i)}\left[\bar{Z}_{t+1|t}-Z_{t+1|t}^{(i)}\right]\left[\bar{Z}_{t+1|t}-Z_{t+1|t}^{(i)}\right]^{\mathrm{T}}+R_t \tag{15}$$

其中,$\omega_c^{(i)}$ 为 sigma 点的协方差权值,R_t 为观测噪声,服从高斯分布。

若当前处于 LOS 环境,则直接用 P_{zz} 计算 K_{t+1};否则,先利用调节因子对 P_{zz} 进行修正,再计算 K_{t+1} 的值,使标签估计值更信任预测值。

通过对调节因子的自适应更新,有效解决了 UKF 在滤波过程中因 NLOS 误差引起的滤波结果不准确的问题,增强了 UKF 算法的鲁棒性。

3 仿真分析

为验证本文所提算法的有效性,通过 Matlab2021a 进行仿真。在 100 m×100 m 的二维平面上,设置基站的坐标分别为 $\text{BS}_1=[0,0]$、$\text{BS}_2=[70,0]$、$\text{BS}_3=[40,40]$、$\text{BS}_4=[0,60]$、$\text{BS}_5=[70,60]$。标签从初始位置坐标(10,10)出发,在 0~102 s 间 x 方向做匀速直线运动,在 103 s 时改变运动轨迹做曲线运动,在 132、241、270 s 时又分别改变一次运动轨迹。式(16)和式(17)分别表示标签做直线运动和曲线运动时的系统状态转移矩阵,其中 T 为采样时间间隔。

$$f=\begin{bmatrix}1&0&T&0&0&0\\0&1&0&T&0&0\\0&0&1&0&0&0\\0&0&0&1&0&0\\0&0&0&0&1&0\\0&0&0&0&0&1\end{bmatrix} \tag{16}$$

$$f=\begin{bmatrix}1 & 0 & T & 0 & T\cos(a_{xt}) & 0\\ 0 & 1 & 0 & T & 0 & -T\sin(a_{yt})\\ 0 & 0 & \cos(a_{xt}T) & -\sin(a_{xt}T) & 0 & 0\\ 0 & 0 & \sin(a_{yt}T) & \cos(a_{yt}T) & 0 & 0\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T\\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{17}$$

最后，标签运动轨迹如图 4 所示。

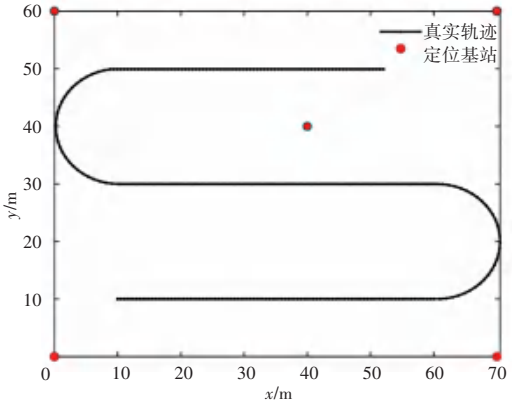


图 4　标签真实运动轨迹

Fig. 4　The true trajectory of the tag

在此运动轨迹下，将本文算法与 Chan 算法、RWGH-C 算法[19]、Chan-UKF 算法[8]、RWGH-C-UKF 算法的性能进行分析比较，其中 RWGH-C-UKF 算法为本文算法引入调节因子前的算法，目的是验证调节因子对 UKF 算法的有效性。算法性能的评价指标为均方根误差（Root Mean Square Error，RMSE）和累积分布函数（Cumulative Distribution Function，CDF）[20]，计算公式如下：

$$\mathrm{RMSE}=\frac{1}{\mathrm{num}}\sum_{i=1}^{\mathrm{num}}\left(\sqrt{(\hat{x}-X)^2+(\hat{y}-Y)^2}\right) \tag{18}$$

$$\mathrm{CDF}=P(\mathrm{error}\leqslant j) \tag{19}$$

其中，num = 1 000 表示循环次数；P 表示概率；error 表示定位误差；j 表示 error 的取值。

UKF 算法的实验参数见表 1。

表 1　UKF 算法实验参数

Table 1　Experimental parameters of the UKF algorithm

名称	参数
状态协方差矩阵 Q_t	diag{1 1 0.1 0.1 0.01 0.01}
观测协方差矩阵 R_t	diag{1 1}
离散参数 α	0.01
非负权系数 β	2

为测试本文算法在 LOS/NLOS 环境中的定位性能，对测量误差加入服从 $N\sim(0,1)$ 的高斯加性白噪声，以及服从指数分布 $n_{\mathrm{NLOS}}\sim E(2)$ 的 NLOS 误差，并设定 NLOS 误差出现的概率为 50%，保证任意基站接收的信号不为同一种信号。

图 5 表示 5 种定位算法在 NLOS 环境下的运动轨迹。从图中可以看出，由于 NLOS 误差的存在，Chan 算法的运动轨迹严重偏移了标签的真实轨迹。RWGH-C 算法通过降低 NLOS 误差所占的权重，定位精度有所提高。但对于 NLOS 误差严重的地方，标签的定位误差仍然较大。图中红色圈出的部分为标签运行轨迹在 10～15 m 的局部放大，分别对比 Chan-UKF 算法、RWGH-C-UKF 算法和本文算法的运动轨迹可以看出，当 UKF 算法的初值更准确时，UKF 算法的收敛速度更快。且将调节因子引入 UKF 算法后，UKF 算法的滤波结果更接近真实轨迹。

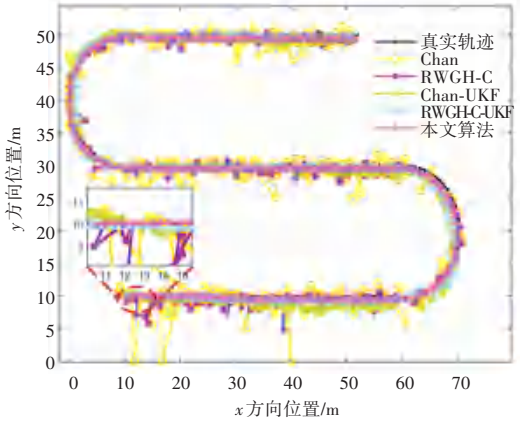


图 5　NLOS 环境下不同算法的运行轨迹

Fig. 5　Trajectories of different algorithms in NLOS environment

图 6 表示上述 5 种定位算法在 NLOS 环境下的 RMSE 对比图。从图中可以看出，当 Chan 算法处于 LOS/NLOS 共存环境时，定位误差相差较大，且精度较低。采用 UKF 对 Chan 算法的估计值进行滤波后，虽然可以降低定位误差，但效果较差。RWGH-C 以牺牲算法复杂度为代价，显著提高了定位精度。通过本文算法与 RWGH-C-UKF 算法的 RMSE 曲线可以看出，引入调节因子自适应调整 UKF 的观测误差协方差，可以使 UKF 算法的滤波结果更平滑。为了更好地对比 5 种算法的定位精度，表 2 给出了在 NLOS 环境下的 5 种算法的 RMSE 数据对比。从表 2 中可以得出，本文算法的平均 RMSE 值与 Chan 算

法、RWGH 算法、Chan-UKF 算法和 RWGH-C-UKF 算法的平均 RMSE 值相比分别减小了 1.303 7、0.425 2、0.341 3 和 0.118 1m，定位精度分别提高了 78.3%、56.8%、65.8%和 40.9%。

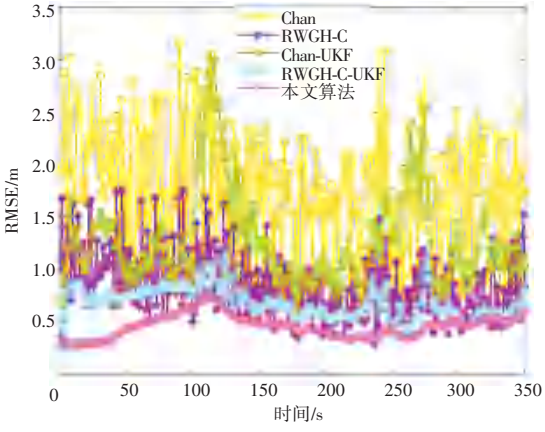


图 6 NLOS 环境下不同算法的 RMSE 曲线

Fig. 6 RMSE curves of different algorithms in NLOS environment

表 2 NLOS 环境下不同算法的 RMSE 数据

Table 2 RMSE data of different algorithms in NLOS environment

定位算法	最大 RMSE/m	最小 RMSE/m	平均 RMSE/m
Chan	3.129	0.747	1.671
RWGH-C	1.947	0.314	0.837
Chan-UKF	2.815	0.479	1.059
RWGH-C-UKF	1.392	0.321	0.612
本文算法	0.514	0.125	0.361

图 7 表示 5 种算法运行 1 000 次的 CDF 曲线。从图 7 中可以看出，在含 50%NLOS 的环境下，本文算法的定位误差均小于 1 m，且收敛速度更快。RWGH-C-UKF 算法、Chan-UKF 算法、RWGH-C 算法和 Chan 算法的定位误差小于 1 m 的概率分别为 82%、20%、50%和 20%。以上数据表明，当 UKF 观测值含有较强 NLOS 误差干扰时，UKF 算法的收敛速度较慢。本文算法可以大幅改善 UKF 算法的滤波性能，提高定位精度。

为验证 NLOS 误差增大时本文算法的鲁棒性，本文通过提高 NLOS 误差出现的概率和 NLOS 误差强度进行分析对比。图 8 表示 NLOS 误差概率从 0.5 增长到 1 时的平均 RMSE 值。图 9 表示 NLOS 误差均值由 1 m 增长到 6 m 时的平均 RMSE 值。从图中可以看出，随着 NLOS 误差出现的概率和强度不断增大，各算法的 RMSE 值也在不断增加。与另外 4 种算法相比，本文算法的 RMSE 值增长均较为缓慢，表明本文算法能够较好地抑制 NLOS 误差带来的影响，且具有较强的鲁棒性。

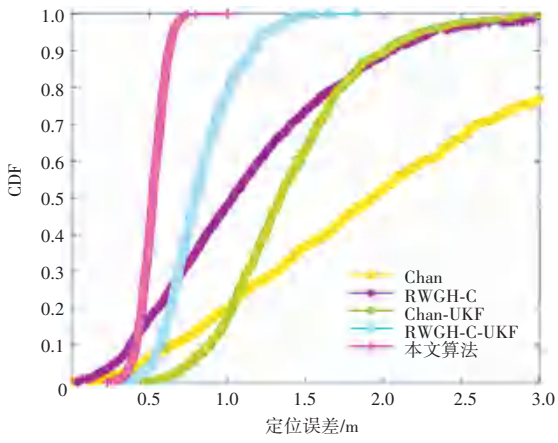


图 7 NLOS 环境下不同算法定位误差的 CDF

Fig. 7 CDF of localization errors of different algorithms under NLOS conditions

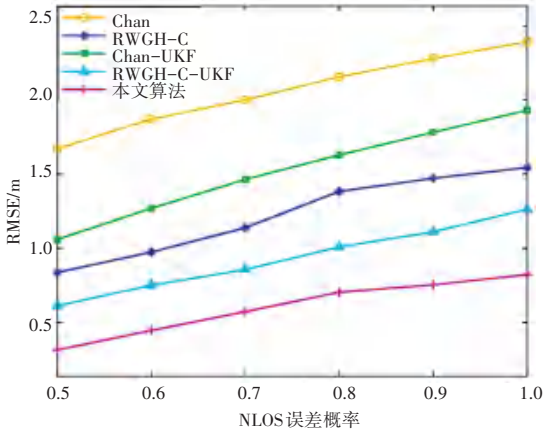


图 8 不同算法 RMSE 与 NLOS 误差发生概率变化图

Fig. 8 RMSE of different algorithms and probability of NLOS error occurrence

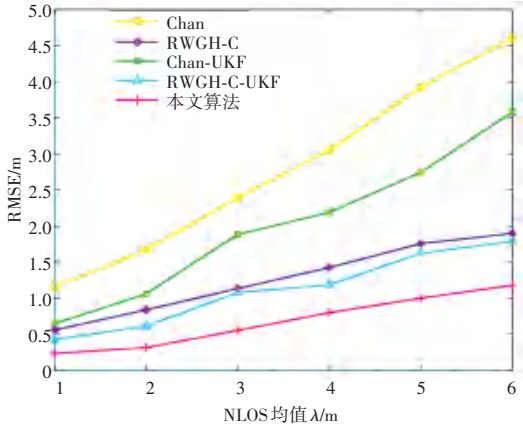


图 9 不同算法 RMSE 与 NLOS 误差均值变化图

Fig. 9 RMSE of different algorithms and mean value of NLOS error

最后，为验证不同定位算法的时间复杂度，表 3 展示了 5 种算法对标签进行一次轨迹定位所需的时间。从表 3 中可以看出，Chan 算法所需的时间最短；由于本文算法需要多次利用 Chan 算法进行初始

定位，再利用改进的 UKF 算法做进一步优化，因此整体耗时较长。虽然本文算法与 RWGH-C、Chan-UKF、RWGH-C-UKF 的运行时间相比分别增加了 35.1%、60.3%、11.2%，但是与各算法的定位精度相比分别提高了 56.8%、65.8%和 40.9%，且仍满足实时定位的要求，可应用于实际定位系统。

表 3　不同算法运行时间表

Table 3　Comparison of computation times for different algorithms

定位算法	运行时间/s
Chan	0.019 5
RWGH-C	0.073 6
Chan-UKF	0.044 9
RWGH-C-UKF	0.100 8
本文算法	0.113 5

4　结束语

本文针对在室内复杂定位环境下 UWB 系统定位精度较低的问题，提出一种改进无迹卡尔曼滤波的 TDOA 算法，有效提升了 UKF 的收敛速度和滤波性能。实验结果表明，相较于 Chan 算法、RWGH-C 算法、Chan-UKF 算法和 RWGH-C-UKF 算法，本文算法的定位精度分别提高了 78.3%、56.8%、65.8%和 40.9%，对于不同程度的 NLOS 误差具备较强的鲁棒性，实现了室内高精度定位。本文仅对室内环境中的二维定位进行了实验分析，后续将对室内环境三维定位方案进行研究。

参考文献

[1] Junwei Q. A review of UWB indoor positioning[C]//Proceedings of the Journal of Physics: Conference Series. 2023: 2669-2679.

[2] Ma W, Fang X, Ling L, et al. Research on indoor positioning system algorithm based on UWB technology[J]. Measurement: Sensors, 2024, 33:121-133.

[3] 周军，魏国亮，田昕，等. 融合 UWB 和 IMU 数据的新型室内定位算法[J]. 小型微型计算机系统，2021，42(8)：1741-1746.

[4] 方李林，王建新，张汉. 改进的 Chan-Taylor 加权室内定位算法研究[J]. 计算机与数字工程，2022 (12)：2625-2629.

[5] Gao X, Li J, Ma J, et al. Weighting technique for detection and location of targets by time reversal-reverse time migration mixed method[C]//Proceedings of 2017 Symposium on Piezoelectricity, Acoustic Waves, and Device Applications. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 393-396.

[6] Li X, Wang Y, Khoshelham K. Comparative analysis of robust extended Kalman filter and incremental smoothing for UWB/PDR fusion positioning in NLOS environments[J]. Acta Geodaetica et Geophysica, 2019, 54: 157-179.

[7] 张治涛，曾静. 基于 EKF 与 UKF 的乙苯化工过程状态估计性能评估[J]. 工业仪表与自动化装置，2021(6):52-57

[8] Zhang Juntao, Li Tuanjie, Wang Zuowei. A parameter estimation method based on discontinuous unscented Kalman filter for non-smooth gap systems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 204: 214.

[9] 李向博，熊鸣，王丽婕. Chan-AUKF 融合算法在三维定位中的应用[J]. 计算机技术与发展，2022，32(6)：150-155.

[10] 陈静，缪坤坤，Felix Manirankunda. 基于 UKF 优化多三角加权定位算法的 UWB 室内定位系统设计[J]. 无线电工程，2023，53(3)：669-677.

[11] Lv Y, Liu S, Gao Y, et al. An ultra-wideband indoor localization algorithm with improved cubature Kalman filtering based on sigmoid function[J]. Applied Sciences, 2024, 14(6): 2239.

[12] 吴尧帅，费天乐. 隧道内超宽带车载标签跟踪方法[J]. 导航定位学报，2024，12(4)：181-189. DOI:10.16547/j.cnki.10-1096.20240421.

[13] 牛春祥，姚善化. 基于 Chan-PF 的 TDOA 井下人员定位算法研究[J]. 无线互联科技，2024,21(1)：103-106.

[14] 王学梅. 基于 Wi-Fi 信道状态信息的室内定位与跟踪[D]. 北京:北京交通大学，2023. DOI:10.26944/d.cnki.gbfju.2023.002079.

[15] 王丽君，蒋锐，杜晓伟，等. 面向地铁施工环境的残差加权定位算法[J]. 铁路通信信号工程技术，2024,21(5):81-89.

[16] 蒋锐，虞跃，徐友云，等. 基于 CHAN 的改进卡尔曼滤波室内定位算法[J]. 通信学报，2023，44(2)：136-147.

[17] 叶泽浩，朱沛，陈琳，等. 一种基于多重次自适应因子的强跟踪 UKF 算法[J]. 空天预警研究学报，2023，37(2):94-99.

[18] Tao W, Zhang J, Song J, et al. Intelligent QLFEKF integrated navigation for the SSBE cruise phase based on x-ray pulsar/solar and target planetary doppler information fusion [J]. Remote Sensing, 2024, 16(23): 4465-4465.

[19] 雷鸣. 基于误差判决的 TDOA 协同定位算法研究[D]. 北京：北京邮电大学，2023.

[20] 李轩，徐诗佳，王尔申. 基于最大熵模糊概率数据关联的室内定位算法[J]. 沈阳航空航天大学学报，2024，41(2)：57-67.