

基于 WLS 和 EKF 的融合定位算法

刘姝廷, 杨超前, 张雨, 杨春霞

(沈阳理工大学 信息科学与工程学院, 沈阳 110159)

摘要: 超宽带 (ultra wide band, UWB) 传感器定位通常采用双边双向测距方法 (double-sided two-way ranging, DS-TWR) 测量标签到基站的距离, 采用三边定位方法进行位置信息解算。针对非视距等其他因素的影响导致定位精度不高及发散问题, 本文提出一种加权最小二乘法 (weighted least squares, WLS) 和扩展卡尔曼滤波 (extended Kalman filter, EKF) 算法的融合定位方法。首先, 采用 UWB 与惯性测量单元 (inertial measurement unit, IMU) 进行融合定位, 然后使用 WLS 对 UWB 测得的距离进行初步解算, 最后将获得的初始位置状态与 IMU 测得的加速度、角速度通过捷联惯导解算之后, 再与 EKF 算法结合获得最终的位置。仿真实验表明, 该方法能够解决非视距条件造成的数据误差较大及数据发散的问题, 并且在 UWB 数据不可靠的情况下, 标签的移动轨迹依然接近真实轨迹。相对于 WLS 算法, WLS-EKF 算法在不同路线下的最大误差降低了 54.2% ~ 89.6%, 平均误差降低了 29.6% ~ 42.6%。

关键词: 超宽带; 双边双向测距; 加权最小二乘算法; 扩展卡尔曼滤波算法

中图分类号: TN925 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2025.06.005

Fusion Positioning Algorithm Based on WLS and EKF

LIU Shuting, YANG Chaoqian, ZHANG Yu, YANG Chunxia

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract: Ultra wide band (UWB) sensor positioning usually utilizes double-sided two-way ranging (DS-TWR) method to measure the distance between the tag to be measured and the base station, and employs trilateral positioning method to solve the position information. To address the issues of low positioning accuracy and divergence caused by factors such as Non-Line-of-Sight (NLOS) conditions and other environmental influences, this paper proposes a fusion positioning method combining the Weighted Least Squares (WLS) algorithm and the Extended Kalman Filter (EKF) algorithm. Firstly, UWB and inertial measurement unit (IMU) are used for fusion positioning, and then WLS is used to calculate the distance measured by UWB. Finally, the initial position state obtained is combined with the acceleration and angular velocity measured by the IMU through strapdown inertial navigation calculation, and then integrated with the EKF algorithm to derive the final position. Simulation results show that the proposed method can solve the problem of large data error and data divergence caused by NLOS conditions, and the tag's moving trajectory is still close to the real trajectory in the case of unreliable UWB data. Compared with the WLS algorithm, the WLS-EKF algorithm reduces the maximum error by 54.2% to 89.6% and the average error by 29.6% to

收稿日期: 2025-03-07

基金项目: 辽宁省科学技术计划人工智能领域科技创新项目 (2023JH26/10300007); 沈阳理工大学引进高层次人才科研支持计划项目 (1010147001127); 沈阳理工大学“光选计划”项目 (SYLUGXRC202238)

作者简介: 刘姝廷 (1983—), 女, 副教授, 博士。

42.6% under different routes.

Key words: ultra wide band; double-sided two-way ranging; weighted least squares algorithm; extended Kalman filter algorithm

随着我国城市化建设的发展,室内定位在人们的日常生活中显得愈发重要^[1]。超宽带(ultra wide band, UWB)定位技术是一种基于超宽带无线电波传输的定位技术,具有较高的定位精度和抗干扰能力,适用于室内移动设备定位、室外无人空旷地带定位、多路径等复杂环境下的高精度定位^[2]。UWB技术广泛应用于智能家居、智慧消防^[3]、室内导航^[4]、设施园艺^[5]、矿井环境^[6]等领域。理论上,单一的UWB传感器即可实现厘米级的定位,但存在信号穿透性差、易受随机噪声干扰等问题,UWB技术的定位精度和稳定性有待提高^[7]。单一的惯性导航系统属于无信标定位,在定位过程中不受基站、标签及非视距环境的影响,但是存在时间漂移和误差累积等问题,难以保持长时间的高精度定位^[8]。为克服UWB技术的局限性,研究人员结合惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU),提出了UWB与IMU融合定位方法^[9]。IMU通过加速度计和陀螺仪等传感器测得目标的加速度及角速度信息,用于估计物体的姿态和位置,UWB可采用如接收信号强度算法^[10]、到达时间差算法、到达时间算法等与IMU进行融合定位。在融合定位中常用的融合算法还包括强跟踪滤波算法^[11]、卡尔曼滤波算法^[12]、粒子滤波算法^[13]、扩展卡尔曼滤波算法^[14]、无迹卡尔曼滤波算法^[15]等,通过对定位数据进行处理,使结果更为准确。

综上,本文UWB技术采用双边双向测距方法(double-sided two-way ranging, DS-TWR)进行测距进而计算出目标的初始位置信息,再结合IMU传感器测量的加速度、角速度信息,利用加权最小二乘法(weighted least squares, WLS)融合扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)算法计算出更精准的位置信息。在UWB与IMU融合定位中,WLS提供更准确的初始位置信息,EKF通过融合UWB测距和IMU测量数据,优化位置信息和姿态信息。

1 测距原理

1.1 SS-TWR(单边双向测距)

单边双向测距(single-sided two-way ranging,

SS-TWR)的信息交互过程如图1所示。

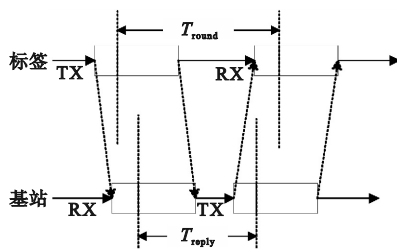


图1 SS-TWR信息交互图

Fig. 1 SS-TWR Information Interaction Diagram

标签和基站在每次发送信息(TX)和接收信息(RX)时都将记录当时的时间戳,由此计算通信飞行时间,计算表达式为

$$T_{SS-TWR} = \frac{T_{round} - T_{reply}}{2} \quad (1)$$

式中: T_{round} 表示标签发送消息到基站和接收到回复消息的时间间隔; T_{reply} 表示基站接收到消息并发送回复消息的延时; T_{SS-TWR} 表示通信飞行时间。

由于标签和基站的时钟晶振并不同步,测量的飞行时间并不准确,DS-TWR重点减少晶振时钟偏移的影响^[16],从而解决上述问题

1.2 DS-TWR

在SS-TWR的基础上,DS-TWR多了一轮设备间的通信,额外获得2个时间戳,即多获得1次测距结果。

DS-TWR算法的基本原理是在单边双向测距传输完成,并且基站在延迟固定时间后,向标签再次发送数据包,标签记录下当前时间戳,完成一次双向测距过程。信息交互过程如图2所示。

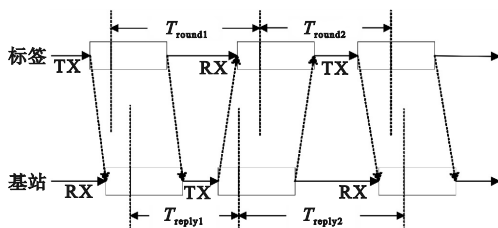


图2 DS-TWR信息交互图

Fig. 2 DS-TWR Information Interaction Diagram

忽略误差,可得出飞行时间的计算表达式为

$$T = \frac{T_{round1} \times T_{round2} - T_{reply1} \times T_{reply2}}{T_{round1} + T_{round2} + T_{reply1} + T_{reply2}} \quad (2)$$

式中: T_{round1} 、 T_{round2} 分别为第一次和第二次标签发送消息到基站接收到回复消息的时间间隔; T_{reply1} 、 T_{reply2} 分别为第一次和第二次基站接收到消息并发送回复消息的延时。

2 加权最小二乘法融合扩展卡尔曼滤波

2.1 加权最小二乘法

最小二乘法(least squares, LS)^[17]在解算标签坐标时,室内环境中障碍物以及噪声影响结果的精度,当标签距离基站越近,测距误差越小,精度越高。由于噪声方差与标签到基站的距离成正比,所以引入权重矩阵 W (对称正定矩阵),本文将测得的距离倒数作为权重矩阵,并对其进行归一化处理。

选取一移动标签作为待测目标,定义其坐标为 (x, y, z) ,四个基站的坐标分别为 (x_1, y_1, z_1) , (x_2, y_2, z_2) , (x_3, y_3, z_3) , (x_4, y_4, z_4) 。使用DS-TWR测距方法测量标签到各个基站的距离 r_i ($i = 1, 2, 3, 4$),计算表达式为

$$r_i^2 = (x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2 \quad (3)$$

由式(3)可得

$$\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ r_3 \\ r_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 \\ (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 \\ (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 + (z - z_3)^2 \\ (x - x_4)^2 + (y - y_4)^2 + (z - z_4)^2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

整理可得

$$\begin{bmatrix} 2(x_1 - x_2) & 2(y_1 - y_2) & 2(z_1 - z_2) \\ 2(x_1 - x_3) & 2(y_1 - y_3) & 2(z_1 - z_3) \\ 2(x_1 - x_4) & 2(y_1 - y_4) & 2(z_1 - z_4) \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_2^2 - r_1^2 + x_1^2 - x_2^2 + y_1^2 - y_2^2 + z_1^2 - z_2^2 \\ r_3^2 - r_1^2 + x_1^2 - x_3^2 + y_1^2 - y_3^2 + z_1^2 - z_3^2 \\ r_4^2 - r_1^2 + x_1^2 - x_4^2 + y_1^2 - y_4^2 + z_1^2 - z_4^2 \end{bmatrix} \quad (5)$$

将公式(5)中从左向右三个矩阵依次命名为 A 、 M 、 b ,并加入权重矩阵 W 得

$$M = (A^T W A)^{-1} A^T W b \quad (6)$$

其中

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & w_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & w_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & w_4 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中 w_1 、 w_2 、 w_3 、 w_4 为各基站所对应的权重值。根

据权重矩阵对基站的影响程度,标签到基站的距离越近,权重越大,反之越小。

2.2 捷联惯导解算

本文IMU传感器能够实时测量标签的加速度及角速度信息,通过捷联惯导解算,将上述数据转换为当前时刻的状态信息,包括位置,速度,姿态信息等。

经过捷联惯导解算后,更新名义状态的位置、速度、四元数。解算出来的状态信息可以应用到后续的EKF算法中。

位置更新表达式为

$$p_{k+1} = p_k + v_k dt \quad (8)$$

式中: p_k 是 k 时刻的位置向量; v_k 是 k 时刻的速度向量; dt 是时间间隔。

速度更新表达式为

$$v_{k+1} = v_k + (C_b^n f_b + g^n) dt \quad (9)$$

式中: C_b^n 是从载体坐标系(b 系)到导航坐标系(n 系)的方向余弦矩阵; f_b 是载体坐标系下的比力向量; g^n 是导航坐标系下的重力向量。

姿态更新表达式为

$$q_{k+1} = q_k \otimes \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_b^n \end{bmatrix} dt \quad (10)$$

式中: q_k 、 q_{k+1} 是 k 和 $k+1$ 时刻的四元数; ω_b^n 是载体相对于导航坐标系的角速度向量; \otimes 表示四元数乘法。

2.3 扩展卡尔曼滤波

卡尔曼滤波是一种用于线性系统状态估计的递归滤波器。然而,实际应用中很多系统是非线性的,基本的卡尔曼滤波无法更好地处理问题。EKF可对非线性函数进行线性化,其核心方程包括状态预测方程、协方差预测方程、量测方程、卡尔曼增益计算方程、状态更新及协方差更新方程。

状态预测方程为

$$\hat{x}_{k|k-1} = F_{k-1} \hat{x}_{k-1|k-1} + G_{k-1} u_{k-1} \quad (11)$$

式中: $\hat{x}_{k|k-1}$ 是 k 时刻的预测状态向量; $\hat{x}_{k-1|k-1}$ 是 $k-1$ 时刻估计状态向量; F_{k-1} 是状态转移矩阵; G_{k-1} 是控制输入矩阵; u_{k-1} 是控制输入向量。

协方差预测方程为

$$P_{k|k-1} = F_{k-1} P_{k-1|k-1} F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (12)$$

式中: $P_{k|k-1}$ 是 k 时刻预测方差矩阵; $P_{k-1|k-1}$ 是 $k-1$ 时刻估计协方差矩阵; Q_{k-1} 是过程噪声协方差矩阵。

更新阶段量测方程为

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{V}_k \quad (13)$$

式中: \mathbf{Z}_k 是 k 时刻量测值; \mathbf{H}_k 是量测矩阵; \mathbf{V}_k 是量测噪声。

卡尔曼增益计算表达式为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (14)$$

式中: \mathbf{K}_k 是 k 时刻的卡尔曼增益; \mathbf{R}_k 是量测噪声协方差矩阵。

状态更新及协方差更新表达式为

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k} = \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k|k-1}) \quad (15)$$

$$\mathbf{P}_{k|k} = (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k|k-1}$$

2.4 融合方法

首先获得当前时刻的加速度和角速度,将其减去相应的零偏反馈量,由捷联惯导解算得到更新的位置、速度、和四元数,进而更新名义状态。同时,基于当前名义状态生成状态空间模型的 \mathbf{F} 阵和 \mathbf{G} 阵,用于后续的卡尔曼滤波的预测,按照卡尔曼滤波的预测公式更新协方差矩阵 \mathbf{P} 。

获取当前时刻有效的 UWB 伪距数据,构建量测方程,计算系统不确定性、残差;接着计算卡尔曼增益 \mathbf{K} ,并更新误差状态;再将误差状态反馈到名义状态(包括位置、姿态)中,更新协方差矩阵 \mathbf{P} 。

考虑车载约束条件,构建相应的量测矩阵 \mathbf{H} ,重新计算卡尔曼增益 \mathbf{K} ,利用约束条件对误差状态进行更新,同样将其反馈到名义状态中并再次更新协方差矩阵 \mathbf{P} 。

通过不断循环执行上述基于 WLS 和 EKF 算法的融合定位过程,充分发挥 WLS 在处理 UWB 伪距时的优势以及 EKF 在融合多传感器数据和分析动态系统的优势,使最终结果更为精确。具体融合步骤如图 3 所示。

3 实验及算法仿真分析

本实验使用 UWB 和 IMU 集成的定位模块,UWB 为 DW1000 系列,IMU 为 ICM-20948 芯片,定位模块的采样率为 112 kHz。

为验证在非视距条件下 UWB 和 IMU 融合 EKF 算法的优势,实验场景设置为户外空地,预计为 10 m × 10 m 的场地面积,形成正方形布局。将 4 个基站放置在正方形场地的四个角上,基站的坐标分别为 $A_0(0.000, 0.000, 1.600)$, $A_1(0.000, 10.000, 1.600)$, $A_2(10.000, 10.000, 1.600)$, $A_3(10.000, 0.000, 1.600)$ 。在实验场景中,有一个长度为 1.090 m,宽度为 1.070 m,高度为 6.000 m

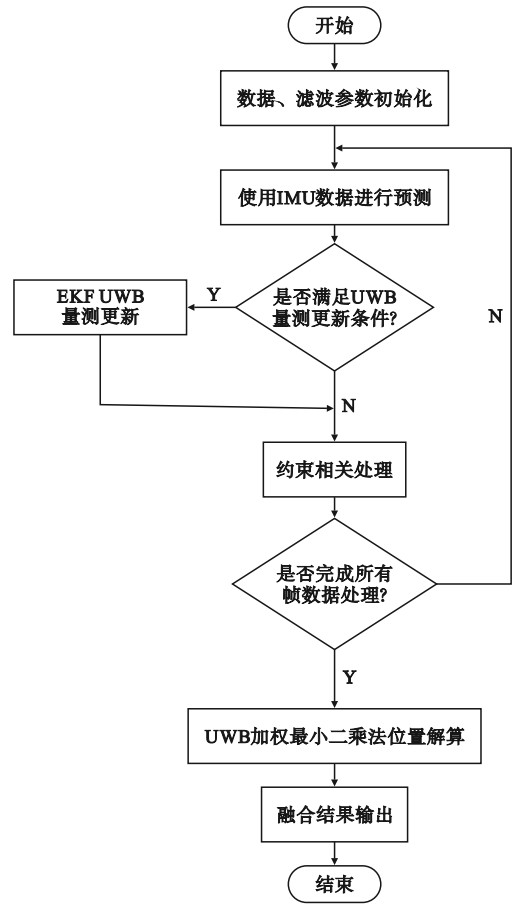


图3 算法融合流程图

Fig.3 Flowchart of algorithm fusion

的柱体。柱体的四个角坐标为 (5.320, 4.070), (6.390, 4.070), (6.390, 5.160), (5.320, 5.160)。由此,将区域内一部分设为非视距区域,对不同基站有一定的遮挡。设置三个实验路线:路线1为不规则路线;路线2为矩形路线;路线3为三角形路线。其中不规则路线由九个点 $\{ [Ta, Tb, Tc], [Ba, Bb, Bc], [Ca, Cb, Cc] \}$ 构成三段线段,以对比视距和非视距因素对结果的影响以及融合算法的效果。九个点坐标分别为 $Ta(0.610, 3.915)$, $Tb(2.810, 2.040)$, $Tc(4.170, 1.190)$, $Ba(7.845, 1.600)$, $Bb(9.100, 3.000)$, $Bc(10.120, 4.595)$, $Ca(8.700, 5.685)$, $Cb(7.340, 6.990)$, $Cc(6.220, 8.290)$ 。矩形路线由四个点 T_1, T_2, T_3, T_4 组成,坐标分别为 $T_1(4.120, 2.830)$, $T_2(4.120, 6.660)$, $T_3(7.876, 6.660)$, $T_4(4.120, 2.830)$, 三角形路线由三个点 A_1, A_2, A_3 组成,坐标分别为 $A_1(2.955, 1.105)$, $A_2(2.955, 7.765)$, $A_3(7.725, 4.595)$ 组成。将标签模块固定在手机支架上,由人手持支架沿着三段线段移动,测得线段数据,并将数据发到上位机,完成轨

迹信息分析和仿真。实验场景、人手持标签情况如图 4、图 5 所示。

算出来的位置,曲线为 WLS-EKF 解算出来的位置。直线为理想路线,中间的矩形为障碍物。



图 4 实验场景图

Fig. 4 Diagram of the experimental scene



图 5 人手持标签模块图

Fig. 5 Diagram of the human hand-held label module

使用 Matlab2024 平台对采集到的数据进行仿真,画出不同算法解算出来的待测标签坐标并进行对比,结果如图 6~8 所示。其中,ANC0~ANC3 分别对应四个基站。散点为使用 WLS 解

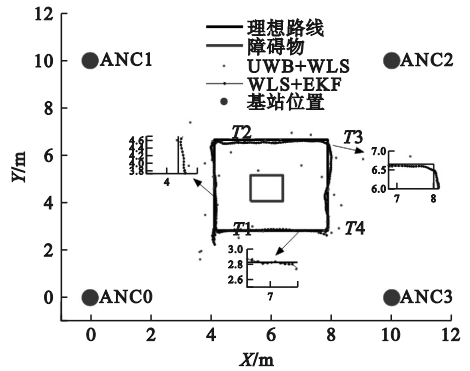


图 7 路线 2 轨迹图

Fig. 7 Trajectory diagram of route 2

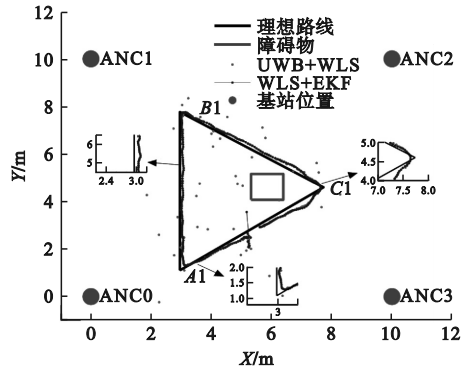


图 8 路线 3 轨迹图

Fig. 8 Trajectory diagram of route 3

观察路线 1 轨迹图可见,图中放大区域为 UWB 信号受到非视距环境的干扰不能更好地计算标签的坐标,但是经过 EKF 算法融合之后,标签的轨迹仍然接近理想轨迹。路线 2 和路线 3 也是如此,路线 2 的直角区域为非视距区域,由路线 3 的右侧角区域可以看出,在 UWB 数据误差较大的情况下也能更好地接近理想路线。除此之外,因为 UWB 在非视距环境下的不稳定性,解算出的坐标可能会出现异常。

将散点到理想路线的最小距离作为动态过程的误差,分析不同路线误差与横、纵坐标的关系,结果如图 9~14 所示。

受非视距效应的影响,两种算法都存在偏差,从图中可以看出本文使用的 WLS-EKF 算法的总体偏差范围相对于 UWB-WLS 要低很多。计算每条路线不同算法误差的最大值和平均值并进行对比,定位精度情况如表 1 所示。

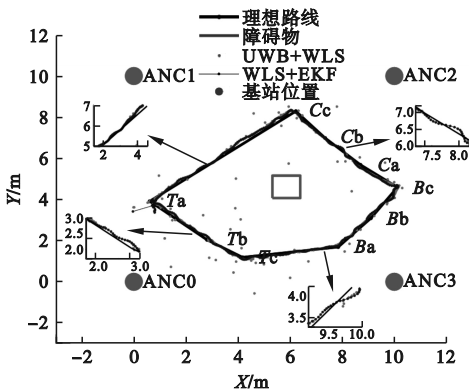


图 6 路线 1 轨迹图

Fig. 6 Trajectory diagram of route 1

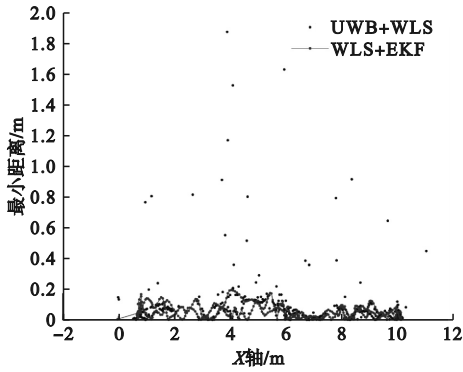


图9 路线1最小距离与X轴的关系

Fig. 9 Route 1 minimum distance vs. X-axis

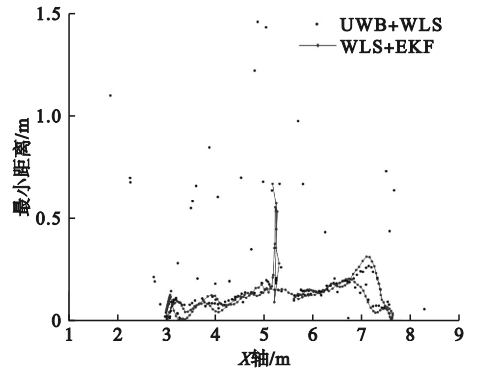


图13 路线3最小距离与X轴的关系

Fig. 13 Route 3 minimum distance vs. X-axis

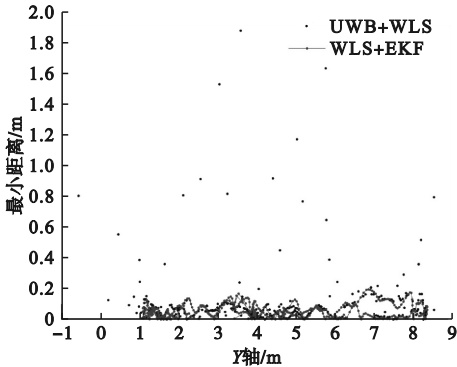


图10 路线1最小距离与Y轴的关系

Fig. 10 Route 1 minimum distance vs. Y-axis

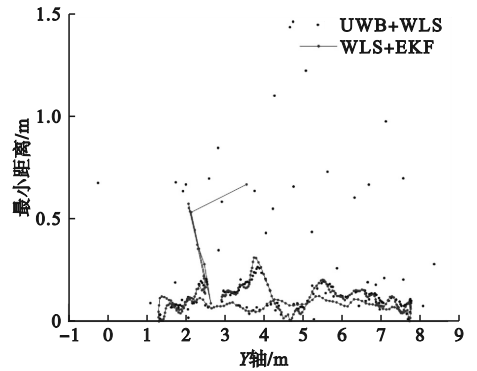


图14 路线3最小距离与Y轴的关系

Fig. 14 Route 3 minimum distance vs. Y-axis

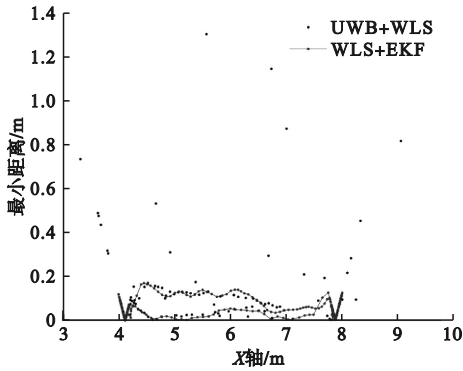


图11 路线2最小距离与X轴的关系

Fig. 11 Route 2 minimum distance vs. X-axis

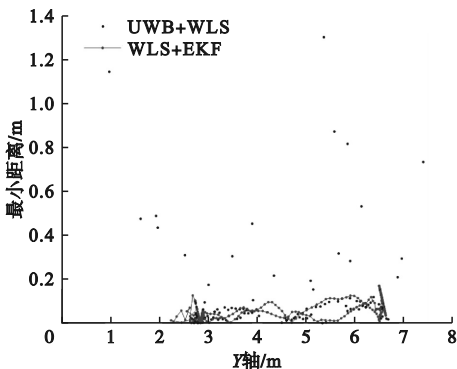


图12 路线2最小距离与Y轴的关系

Fig. 12 Route 2 minimum distance vs. Y-axis

表1 不同路线的定位精度

Table 1 Positioning accuracy for different routes

路线	算法	最大误差/cm	平均误差/cm
路线1	UWB-WLS	187.341	9.341
	WLS-EKF	19.427	5.514
路线2	UWB-WLS	129.915	9.451
	WLS-EKF	16.898	5.424
路线3	UWB-WLS	145.702	16.757
	WLS-EKF	66.647	11.802

从表1可看出,路线1中WLS-EKF算法相对于WLS算法最大误差降低了89.6%,平均误差降低了40.9%。路线2中WLS-EKF算法相对于WLS算法最大误差降低了87.0%,平均误差降低了42.6%。路线3中WLS-EKF算法相对于WLS算法最大误差降低了54.2%,平均误差降低了29.6%。WLS-EKF算法在所有路线中的最大误差及平均误差均显著低于UWB-WLS算法,最大误差降低幅度在54.2%到89.6%之间,平均误差降低幅度在29.6%到42.6%之间。由上述量化分析可以看出,WLS-EKF融合定位算法在非视距条件下显著提高了定位精度。

4 结论

本文基于加权最小二乘法融合扩展卡尔曼滤波算法对 UWB 融合 IMU 定位系统进行研究,有效解决了在非视距条件下标签的定位误差过大及移动轨迹偏离路线问题。本实验选择在相对空旷的室外环境,并且具有一部分的非视距盲区,使用 DS-TWR 测距方法获得标签到各个基站的距离,并基于标签到各基站的距离加入一定的权重值,通过 WLS 算法计算出初始的位置信息。再通过标签模块的 IMU 获得标签在时刻下的加速度和角速度,利用 EKF 算法将获得的初始位置信息与加速度和角速度信息进行融合,计算出更精确的位置信息。通过在不同路线上的多次采样,选择一组相对稳定的数据进行分析。仿真结果显示,加权最小二乘法与扩展卡尔曼滤波算法结合得到的轨迹与真实轨迹更为接近,且误差最小,表明本文提出的方法是有效的。

参考文献 (References):

- [1] MA W M, FANG X B, LIANG L, et al. Research on indoor positioning system algorithm based on UWB technology[J]. *Measurement: Sensors*, 2024, 33: 101121.
- [2] CHENG L, FU Z T. An adaptive Kalman filter loosely coupled indoor fusion positioning system based on inertial navigation system and ultra-wide band [J]. *Measurement*, 2025, 244: 116412.
- [3] 王想. 基于 UWB 定位技术的消防巡检机器人系统设计研究[J]. *信息记录材料*, 2024, 25(4): 156 - 158, 161.
WANG X. Design and research of fire patrol robot system based on UWB positioning technology [J]. *Information Recording Materials*, 2024, 25(4): 156 - 158, 161. (in Chinese)
- [4] 张松浩, 崔敏, 张鹏. 基于 UWB 和 IMU 紧组合的室内定位导航算法研究[J]. *科学技术创新*, 2023(13): 17 - 20.
ZHANG S H, CUI M, ZHANG P. Research on indoor positioning and navigation algorithm based on tight combination of UWB and IMU [J]. *Scientific and Technological Innovation*, 2023(13): 17 - 20. (in Chinese)
- [5] 丁俊杰, 许成果, 罗志涛, 等. 基于 UWB-IMU 的设施园艺移动平台组合定位方法 [J/OL]. *农业工程学报*, 2025: 1 - 10 (2025 - 01 - 03) [2025 - 02 - 04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2047.S.20250103.0846.002.html>.
DING J J, XU C G, LUO Z T, et al. Combined positioning method for a mobile platform in facility horticulture based on UWB-IMU [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2025: 1 - 10 (2025 - 01 - 03) [2025 - 02 - 04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2047.S.20250103.0846.002.html>. (in Chinese)
- [6] 马友情, 徐善永. 基于 UWB 和 IMU 的矿井无人电机车定位方法研究 [J/OL]. *重庆工商大学学报 (自然科学版)*, 2024: 1 - 13 (2024 - 11 - 15) [2025 - 02 - 05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1155.N.20241115.1432.002.html>.
MA Y Q, XU S Y. Research on unmanned motor vehicle localization method in mine based on ultra wideband and inertial measurement units [J/OL]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2024: 1 - 13 (2024 - 11 - 15) [2025 - 02 - 05]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1155.N.20241115.1432.002.html>. (in Chinese)
- [7] 常城, 舒志兵, 陈守林, 等. 基于 UWB 的智能巡检机器人定位系统研究 [J]. *机床与液压*, 2024, 52(9): 22 - 29.
CHANG C, SHU Z B, CHEN S L, et al. Research on positioning system of intelligent inspection robot based on UWB [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2024, 52(9): 22 - 29. (in Chinese)
- [8] 胡青松, 李敬雯, 张元生, 等. 面向矿井无人驾驶的 IMU 与激光雷达融合 SLAM 技术 [J]. *工矿自动化*, 2024, 50(10): 21 - 28.
HU Q S, LI J W, ZHANG Y S, et al. IMU-LiDAR integrated SLAM technology for unmanned driving in mines [J]. *Journal of Mine Automation*, 2024, 50(10): 21 - 28. (in Chinese)
- [9] 胡文龙, 周宇飞, 宋全军, 等. 基于 UWB 和 IMU 信息融合的室内定位算法研究 [J]. *制造业自动化*, 2023, 45(2): 193 - 197, 213.
HU W L, ZHOU Y F, SONG Q J, et al. Research on indoor localization algorithm based on UWB and IMU information fusion [J]. *Manufacturing Automation*, 2023, 45(2): 193 - 197, 213. (in Chinese)
- [10] GIGL T, JANSSEN G J M, DIZDAREVIC V, et al. Analysis of a UWB indoor positioning system based on received signal strength [C]//2007 4th Workshop on Positioning, Navigation and Communication. Hannover, Germany: IEEE, 2007: 97 - 101.
- [11] 郑成华, 鲁东原, 王向周, 等. 基于改进强跟踪滤波器的 UWB/AHRS 紧组合定位方法 [J]. *北京理工大学学报*, 2019, 39(8): 864 - 869.
ZHENG S H, LU D Y, WANG X Z, et al. Tightly-Coupled UWB/AHRS integrated navigation based on improved strong tracking filter [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2019, 39(8): 864 - 869. (in Chinese)
- [12] 许永跃, 苏金辉, 陈鹏河, 等. 基于多源信息融合的巡检机器人定位系统 [J]. *传感器与微系统*, 2024, 43(11): 58 - 62.
XU Y Y, SU J H, C P H, et al. Localization system of inspection robots based on multi-source information fusion [J]. *Sensor and Microsystem*, 2024, 43(11): 58 - 62. (in Chinese)
- [13] 杨秀建, 皇甫尚昆, 敖鹏, 等. 基于改进全质心 - Taylor 的 UWB 定位方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(10): 284 - 294.
YANG X J, HUANGFU S K, AO P, et al. Improved full-centroid-Taylor based UWB localization [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2024, 45(10): 284 - 294. (in Chinese)
- [14] TRIFUNOVIĆ M, PAPP I, BAŠIĆ EVIĆ I. Use of extended Kalman filter in an UWB based indoor positioning system [C]//2024 Zooming Innovation in Consumer Technologies Conference. Novi Sad, Serbia: IEEE, 2024: 204 - 208.
- [15] 披露, 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*, 2023: 1 - 10 (2023 - 06 - 04) [2025 - 02 - 05]. <https://doi.org/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*, 2023: 1 - 10 (2023 - 06 - 04) [2025 - 02 - 05]. <https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20230271>. (in Chinese)