

基于差分测距的高精度 UWB 定位算法

罗忠渝, 汤杰友, 赵忠华

(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

摘要:针对室内环境存在多种误差,导致超宽带(UWB)定位精度受限、稳定性较弱的问题,提出了基于差分测距的扩展卡尔曼滤波算法(DREKF)。该算法对UWB定位系统的通信协议进行了改进,通过引入差分测距,在每次定位时对各基站的误差模型进行更新,实时校正测距误差,并通过改进的扩展卡尔曼滤波算法对标签进行定位,提升定位精度和稳定性。实验结果表明,DREKF算法在视距情况下的水平定位精度达到了3 cm,在非视距情况下水平定位精度也在4 cm以内,定位精度和稳定性相较于传统的定位算法都有了大幅提升,能够满足高精度室内定位的需求。

关键词:超宽带;差分测距;扩展卡尔曼滤波;室内定位系统;误差补偿

中图分类号:TN98;TP212.9 **文献标识码:**A

High-Precision UWB Positioning Algorithm Based on Differential Ranging

LUO Zhongyu, TANG Jieyou, ZHAO Zhonghua

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: A differential ranging-based extended Kalman filter algorithm (DREKF) is proposed to address the limitations in positioning accuracy and weak stability of UWB systems caused by various errors in indoor environments. The algorithm improves the communication protocol of the UWB positioning system by introducing differential ranging, thus allowing the error model of each base station to be updated during each positioning instance to reduce ranging errors. The improved extended Kalman filter algorithm is applied to locate the tag and thereby enhance both positioning accuracy and stability. Experimental results show that the DREKF algorithm achieves a horizontal positioning accuracy of 3 cm in line-of-sight conditions and 4 cm in non-line-of-sight conditions. Compared with a traditional positioning algorithm, the proposed algorithm significantly improves positioning accuracy and stability, thus satisfying the requirements for high-precision indoor positioning.

Key words: ultra-wideband; differential ranging; extended Kalman filter; indoor positioning system; error compensation

0 引言

随着物联网技术、智能制造技术的发展,对室内定位服务的需求增多^[1],而超宽带(UWB)定位技术凭借其高穿透性、高安全性、高效率等特点,成为目前最常用的室内定位技术之一^[2]。UWB定位系统的定位精度易受到测距误差的影响^[3],因而无法适用于高精度室内场景^[4],因此,如何提高UWB定位系统的定位精度成为热点研究问题。文献[5]提出了全质心WLS-HDS-TWR协同定位算法,提升

了定位精度,但此算法的实际效果并没有经过实验验证。文献[6]提出了EKF-LSTM算法,提升了非视距情况下的定位精度,但是算法没有关注视距情况下的定位精度提升。文献[7]提出了VB-CS-RUKF-RTS定位算法,提升了UWB定位系统的定位精度,但算法流程复杂,且对视距情况下的定位精度提升效果并不明显。文献[8]提出了Chan与粒子滤波的融合定位算法,定位精度同样没有太大提升。

收稿日期:2024-09-20

基金项目:国家自然科学基金支持项目(52075339)

作者简介:罗忠渝(2000-),男,重庆市人,硕士生。通信作者:赵忠华(1971-),男,副教授,硕士生导师。

综合来看,过往研究主要依靠融合 LSTM、RTS、粒子滤波等算法提升定位精度,但是此类融合算法对视距情况下 UWB 定位精度的提升效果并不明显,并且可能存在复杂度过高的问题。同时,UWB 定位系统的潜力还没有被完全挖掘,对于 UWB 设备的测距误差,传统方法是通过提前标定来抑制,但由于某些误差的时变性,预标定补偿的效果难以达到最优。因此,本文旨在对测距误差进行实时补偿,实现高精度、高稳定性的室内定位。分析 UWB 设备的测距误差来源,建立误差模型,引入差分测距改进了 UWB 设备间的通信方式,通过差分测距构建各基站的误差模型,实现了对测距误差的实时抑制。在此基础上提出了基于差分测距的扩展卡尔曼滤波算法,该算法能在定位过程中动态地对基站误差模型参数进行更新,提高定位精度。经过实验验证,该算法能够实现视距和非视距情况下的高精度室内定位,适用于室内车辆碰撞实验、工厂人员设备定位等高精度室内定位场景。

1 UWB 测距误差模型

UWB 测距误差的主要有硬件延迟误差、时钟漂移误差、非视距误差和多径误差。其中,硬件延迟误差和时钟漂移误差是视距下的主要误差来源,因制作工艺的差异及工作环境的不同,两者造成的测距误差能达到几十厘米^[9]。

硬件延迟即天线延迟,由于天线的存在,信号的传播和芯片的计时之间存在时间差,导致在计算距离时产生测距误差。如图 1 所示,对设备 1 与设备 2 进行测距,从设备 1 的 UWB 芯片开始计时到天线发出信号的时间为 t_1 ,从信号被设备 2 天线接收到设备 2 的 UWB 芯片停止计时的时间为 t_2 , t_f 为真实的信号飞行时间,由硬件延迟产生的测距误差为

$$\begin{aligned} E_{h1} &= c * t_1 \\ E_{h2} &= c * t_2 \end{aligned} \quad (1)$$

式中: c 为光速; E_{h1} 、 E_{h2} 分别为设备 1、2 的硬件延迟误差。

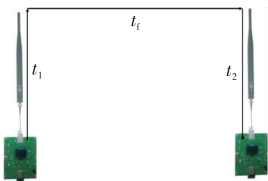


图 1 UWB 设备的硬件延迟误差

时钟漂移误差是指 UWB 芯片晶振的设置频率和真实频率不同造成的测距误差。在 UWB 设备 1、2 通过双边双向测距方式测距时,由时钟漂移导致的测距误差 E_c 为

$$E_c = c * t_f * (\gamma_1 + \gamma_2) = D * (\gamma_1 + \gamma_2) \quad (2)$$

式中: γ_1 、 γ_2 分别为设备 1、2 的时钟漂移参数; D 为设备 1、2 间的距离。

由式(1)-(2)可知,在 UWB 设备与另一设备距离为 D 时,UWB 设备的测距误差模型为

$$\Delta D = \gamma * D + E_h \quad (3)$$

式中: ΔD 为测距误差; E_h 为硬件延迟误差; γ 为时钟漂移参数(E_h 和 γ 在后文中统称“误差模型参数”)。误差模型参数会随着电子元器件老化、温度湿度气压等环境因素变化而变化^[10-12]。因此在高精度室内定位场景中,仅依靠标定无法实现对测距值的高精度修正,还需要实时更新误差模型参数来保证长期的、准确的误差抑制。

2 基于差分测距的扩展卡尔曼滤波定位算法

在建立误差模型的基础上,提出了基于差分测距的扩展卡尔曼滤波定位算法(DREKF)。该算法在每次对标签进行定位之前,通过差分测距对基站的误差模型参数进行更新,实现对测距误差的实时抑制,并通过改进的扩展卡尔曼滤波(EKF)算法^[13]对标签进行定位。以标签的第 k 次定位为例,算法分为 3 个步骤:基站间的差分测距、基站误差模型构建、标签坐标更新。

2.1 基站间差分测距

UWB 定位系统的各基站坐标是已知的,即各基站间的真实距离已知,如果能够得到 UWB 基站间的测距值,就能计算 UWB 基站的测距误差,可以提升各基站的测距精度,从而提升定位精度。因此本文引入差分测距,让各基站之间交互测距,利用各基站间的测距值与真实距离,得到各基站的测距误差以及测距误差变化规律,从而得到各基站的误差模型参数。

本文改进了 UWB 通信协议,每次定位过程中,在标签与各基站进行测距之前,标签会先通知各基站进行两两测距。以基站 A、B 为例,基站 A、B 接收通知后与对方进行双边双向测距,测距完成后将测得距离发送给标签,如图 2 所示。

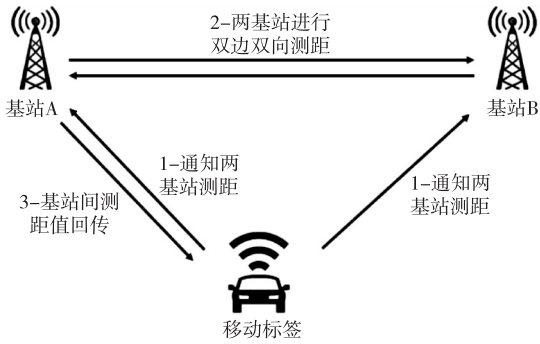


图 2 两基站间的差分测距

在定位区域中有 m 个基站时,传统的 UWB 通信协议只能产生 m 组基站-标签测距值,而本文改进的通信协议(见图 3)在每一次定位时会产生 C_m^2 组基站间测距值和 m 组基站-标签测距值,可用于构建各基站误差模型以及对标签进行定位。

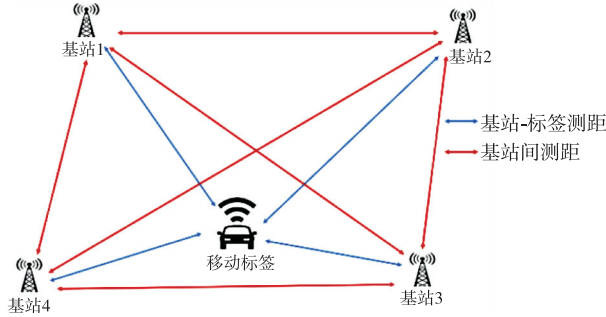


图 3 引入差分测距的 UWB 通信协议

2.2 基站误差模型构建

由式(3)可知,基站 i 的测距误差模型为

$$\Delta D_i = \gamma_i * D + E_{bi} \quad (4)$$

式中 γ_i, E_{bi} 为基站 i 的误差模型参数。式(4)表示在基站 i 距离另一设备距离为 D 时产生的测距误差。通过基站间的测距值 M_{ij} 、真实距离 D_{ij} 及两基站的误差模型,得到误差模型参数计算公式:

$$\gamma_i * D_{ij} + \gamma_j * D_{ij} + E_{bi} + E_{bj} = M_{ij} - D_{ij} \quad (5)$$

4 基站模式下,通过差分测距能够得到 6 组基站间的测距值。第 k 次定位时,各基站误差模型参数更新方程组构建为

$$\mathbf{A}\mathbf{S}^k = \mathbf{b} \quad (6)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} D_{12} & D_{12} & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ D_{13} & 0 & D_{13} & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ D_{14} & 0 & 0 & D_{14} & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & D_{23} & D_{23} & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & D_{24} & 0 & D_{24} & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & D_{34} & D_{34} & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} M_{12}^k - D_{12} \\ M_{13}^k - D_{13} \\ M_{14}^k - D_{14} \\ M_{23}^k - D_{23} \\ M_{24}^k - D_{24} \\ M_{34}^k - D_{34} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{S}^k = [\gamma_1^k \quad \gamma_2^k \quad \gamma_3^k \quad \gamma_4^k \quad E_{b1}^k \quad E_{b2}^k \quad E_{b3}^k \quad E_{b4}^k]^T \quad (9)$$

式中: M_{12}^k 为第 k 次定位时基站 1、2 间的测距值; γ_1^k, E_{b1}^k 为第 k 次定位时基站 1 的误差模型参数,以此类推;系数矩阵 \mathbf{A} 维度为 $6 * 8$ 。式(6)为欠定方程组,可采用最小二乘法求解:

$$\mathbf{S}^k = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (10)$$

实际应用中可能出现矩阵接近奇异值的情况,故引入岭回归(Ridge Regression)的正则化方法,通过引入一个正则化项,来约束解向量的范数,从而提升系统稳定性,引入岭回归后目标函数为

$$\min \|\mathbf{A}\mathbf{S}^k - \mathbf{b}\|^2 + \lambda \|\mathbf{S}^k\|^2 \quad (11)$$

式中 λ 是正则化参数,用于控制正则化项的权重。通过交叉验证,最终选择的 λ 值为 0.005。求解式(12),可得各基站误差模型参数:

$$\mathbf{S}^k = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \lambda * \mathbf{I})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{b} \quad (12)$$

通过实时更新各基站误差模型参数,保证了长期、准确的误差抑制,进而提升 UWB 定位系统的定位精度和鲁棒性。

2.3 标签坐标更新

由于 UWB 定位过程的连续性和非线性,采用改进的 EKF 算法对标签进行动态定位,第 k 次定位时,系统的状态矩阵为

$$\mathbf{X}_k = [x_k \quad y_k \quad z_k \quad v_x^k \quad v_y^k \quad v_z^k]^T \quad (13)$$

式中: $[x_k, y_k, z_k]$ 表示标签的坐标; $[v_x^k, v_y^k, v_z^k]$ 表示标签的三维速度。状态转移矩阵由经典运动学方程构建,其中 Δt 为时间步长:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

根据经典运动模型,建立过程噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\Delta t^2}{2} & 0 & 0 & \Delta t \\ \Delta t & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & \Delta t & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} * \sigma_v^2 \quad (15)$$

该矩阵表示速度的不确定性对状态矩阵中各参数的影响,其中 σ_v^2 为速度噪声方差。对状态矩阵以及状态协方差矩阵进行一步预测:

$$\mathbf{X}_{k|k-1} = \mathbf{F} * \mathbf{X}_{k-1} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F} * \mathbf{P}_{k-1} * \mathbf{F}^T + \mathbf{Q} \quad (17)$$

在EKF中,观测矩阵通常为各基站到标签的测距值。本算法对其作出改进,通过2.1、2.2节得到各基站误差模型参数,对各基站的标签测距值进行实时修正,提升了观测矩阵的可信度:

$$\mathbf{Z}_k = \begin{bmatrix} M_1^k - (\gamma)k_1 * M_1^k + E_{h1}^k \\ M_2^k - (\gamma_2^k * M_2^k + E_{h2}^k) \\ M_3^k - (\gamma_3^k * M_3^k + E_{h3}^k) \\ M_4^k - (\gamma_4^k * M_4^k + E_{h4}^k) \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中: M_1^k 为第 k 次定位中基站1到标签的测距值; γ_1^k 、 E_{h1}^k 为第 k 次定位中由式(12)求得的基站1的误差模型,以此类推。非线性观测方程为

$$h(\mathbf{X}_{k|k-1}) = [d_1^k \quad d_2^k \quad d_3^k \quad d_4^k]^T \quad (19)$$

$$d_i^k = \sqrt{(x_{k|k-1} - x_i)^2 + (y_{k|k-1} - y_i)^2 + (z_{k|k-1} - z_i)^2} \quad (20)$$

式中: $h(\mathbf{X}_{k|k-1})$ 表示由预测的状态矩阵 $\mathbf{X}_{k|k-1}$ 得到的量测值; $[x_{k|k-1}, y_{k|k-1}, z_{k|k-1}]$ 为式(16)预测得到的标签坐标; $[x_i, y_i, z_i]$ 为基站 i 的坐标。由于 $h(\mathbf{X}_{k|k-1})$ 是非线性函数,需将其线性化,计算 $h(\mathbf{X}_{k|k-1})$ 的雅克比矩阵:

$$\mathbf{H}_k = \frac{\partial h(\mathbf{X}_{k|k-1})}{\partial \mathbf{X}_{k|k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\Delta x_1^k}{d_1^k} & \frac{\Delta y_1^k}{d_1^k} & \frac{\Delta z_1^k}{d_1^k} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\Delta x_2^k}{d_2^k} & \frac{\Delta y_2^k}{d_2^k} & \frac{\Delta z_2^k}{d_2^k} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\Delta x_3^k}{d_3^k} & \frac{\Delta y_3^k}{d_3^k} & \frac{\Delta z_3^k}{d_3^k} & 0 & 0 & 0 \\ \frac{\Delta x_4^k}{d_4^k} & \frac{\Delta y_4^k}{d_4^k} & \frac{\Delta z_4^k}{d_4^k} & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (21)$$

$$\begin{cases} \Delta x_i^k = x_{k|k-1} - x_i \\ \Delta y_i^k = y_{k|k-1} - y_i \\ \Delta z_i^k = z_{k|k-1} - z_i \end{cases} \quad (22)$$

在EKF算法中,测量噪声协方差阵通常是固定的,表示各基站测距值的不确定度,一般由多次实验得到。本算法对其进行了改进,由2.2节得到的各基站误差模型来表示各基站测距值的不确定度,实现测量噪声协方差阵的实时更新:

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \delta M_1^k & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \delta M_2^k & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \delta M_3^k & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \delta M_4^k \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$\delta M_i^k = \gamma_i^k * M_i^k + E_{hi}^k \quad (24)$$

计算Kalman增益:

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} * \mathbf{H}_k^T * (\mathbf{H}_k * \mathbf{P}_{k|k-1} * \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (25)$$

为了减小非视距误差的干扰,引入IGGGIII(Institute of Geodesy & Geophysics III)模型^[14],让Kalman增益随残差的增大而自适应减小,更新增益矩阵为

$$\mathbf{K}_k(j) = \begin{cases} K_k(j) & |l_k(j)| \leq c_1 \\ \frac{K_k(j) * c_1}{|l_k(j)|} * \left(\frac{c_2 - |l_k(j)|}{c_2 - c_1} \right)^2 & c_1 < |l_k(j)| \leq c_2 \\ 0 & |l_k(j)| \geq c_2 \end{cases} \quad (26)$$

式中: $c_1 = 2.5$; $c_2 = 4.5$; $l_k(j)$ 为标准化残差,由残差矩阵 \mathbf{e}_k 和残差协方差矩阵 \mathbf{Q}_{ek} 求得:

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_{k|k-1}) \quad (27)$$

$$\mathbf{Q}_{ek} = \mathbf{R}_k + \mathbf{H}_k * \mathbf{P}_{k|k-1} * \mathbf{H}_k^T \quad (28)$$

$$l_k(j) = \frac{\mathbf{e}_k(j)}{\mathbf{Q}_{ek}(j,j)} \quad (29)$$

最后更新状态矩阵和状态协方差矩阵:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k * (\mathbf{Z}_k - h(\mathbf{X}_{k|k-1})) \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k * \mathbf{H}_k * \mathbf{P}_{k|k-1} \quad (31)$$

式(30)中的 $[x_k, y_k, z_k]$ 即为标签的第 k 次定位结果。基于差分测距的扩展卡尔曼滤波算法的整体流程如图4所示。

Algorithm 1 DREKFfor $k = 1 \rightarrow \infty$ do**Step1: 差分测距, 建立基站误差模型**\ \ 标签通知各基站差分测距, 得到各组基站间的测距值 M_{ij}^k \ \ 由基站间测距值 M_{ij}^k 、基站间真实距离 D_{ij} 建立方程组

$$\gamma_i^k \cdot D_{ij} + \gamma_j^k \cdot D_{ij} + E_{ii}^k + E_{jj}^k = M_{ij}^k - D_{ij}$$

 $A \cdot S = b$ \ \ 矩阵形式

\ \ 用带岭回归的最小二乘法解方程组

$$S^k = (A^T \cdot A + \lambda \cdot I)^{-1} \cdot A^T \cdot b$$

return S^k \ \ 各基站误差模型参数

end

Step2: 改进后的 EKF 滤波算法\ \ 标签与各基站测距, 得到标签到各基站测距值 M_i^k

$$X_{k|k-1} = F \cdot X_{k-1}$$

$$P_{k|k-1} = F \cdot P_{k-1} \cdot F^T + Q$$

\ \ 由各基站误差模型计算各基站测距误差

$$c_i^k = \gamma_i^k \cdot M_i^k + E_{ii}^k$$

\ \ 对测量噪声协方差矩阵进行更新

$$R_k = \text{Diag}[c_i^k]$$

\ \ 对观测矩阵进行修正

$$Z_k = [M_i^k - c_i^k]$$

\ \ 计算 Kalman 增益

$$K_k = P_{k|k-1} \cdot H_k^T (H_k \cdot P_{k|k-1} \cdot H_k^T + R_k)^{-1}$$

\ \ 利用 IGGIII 模型修正增益矩阵

$$e_k = Z_k - h(X_{k|k-1}) \ \ \text{残差矩阵}$$

$$Q_{ek} = R_k + H_k P_{k|k-1} \cdot H_k^T \ \ \text{残差协方差阵}$$

$$l_k = e_k \div Q_{ek} \ \ \text{标准化残差矩阵}$$

$$K_k = \text{IGGIII}(K_k, l_k)$$

\ \ 状态矩阵、协方差矩阵更新

$$X_k = X_{k|k-1} + K_k \cdot (Z_k - h(X_{k|k-1}))$$

$$P_k = P_{k|k-1} - K_k \cdot H_k \cdot P_{k|k-1}$$

return P_k, X_k

end

end

图 4 算法整体流程图

3 实验

3.1 实验设备

采用自研的 UWB 设备进行实验, 如图 5 所示。该设备集控制、通信、测量、传输于一体, 主要包含 MCU 模块、UWB 模块、电源模块、Wi-Fi 模块等。其中 UWB 模块采用的 DW3110 芯片, 该芯片使用

CH9 频道, 工作频率为 7.2~8.7 GHz。

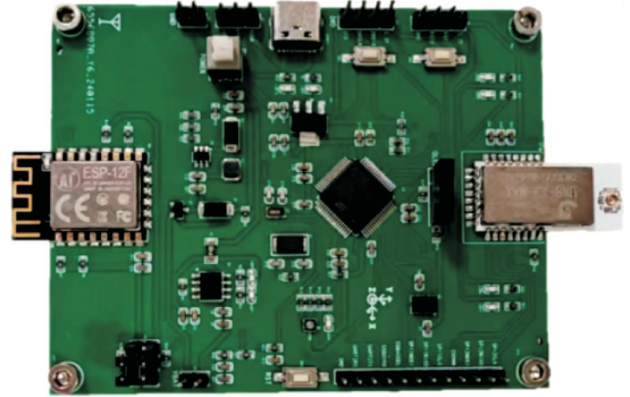


图 5 UWB 设备

3.2 动态实验

进行动态实验是为了验证本文提出的 DREKF 算法的动态定位效果, 实验场地是上海交通大学的东部连廊。在搭建 UWB 基站后, 让小车搭载 UWB 标签按照既定的轨迹行进, 对比最小二乘定位 (LS)、扩展卡尔曼滤波算法 (EKF)、标定后的 EKF (CEKF) 及本文算法 (DREKF) 4 种定位算法的定位精度。其中 CEKF 是指通过事先标定得到各基站的测距误差, 在测距时将其作为常值误差减去, 再进行 EKF 定位。通过对比验证了本文算法的有效性。

实验场景如图 6 所示, 实验在 6 m × 6 m 的区域中开展。搭建基站后, 采用小车搭载标签在定位区域内移动, 进行动态定位数据采集。实验分为 2 组, 令小车按照不同的轨迹移动, 移动距离为 25 m, 数据采集时间为 1 min。通过事先标定, CEKF 对各基站的测距值进行修正后定位, 基站 1 修正值为 -25 cm, 基站 2 修正值为 -30 cm, 基站 3 修正值为 -20 cm, 基站 4 修正值为 -25 cm。两组实验定位结果如图 7-8 所示。

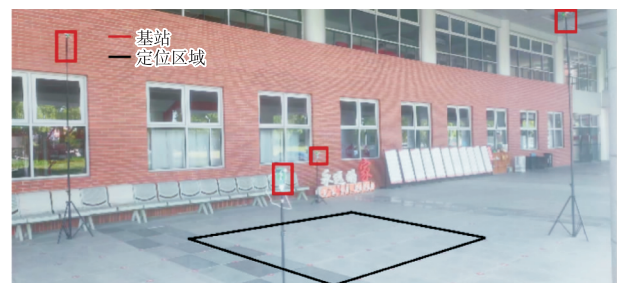
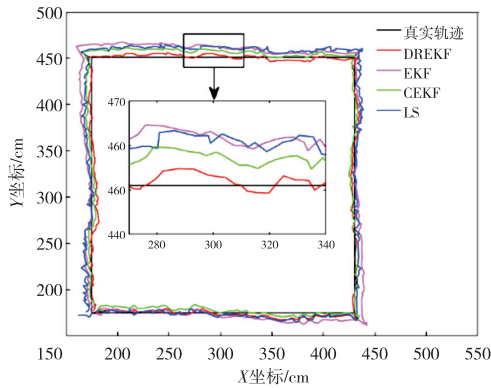
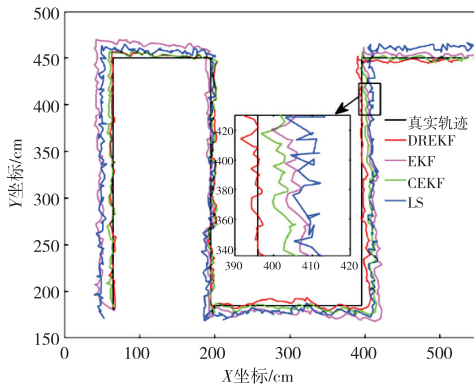


图 6 实验场景

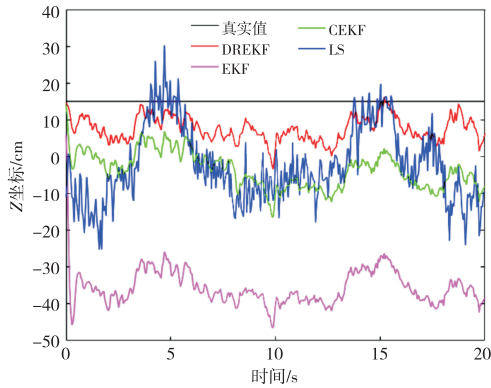


(a) 实验1水平轨迹

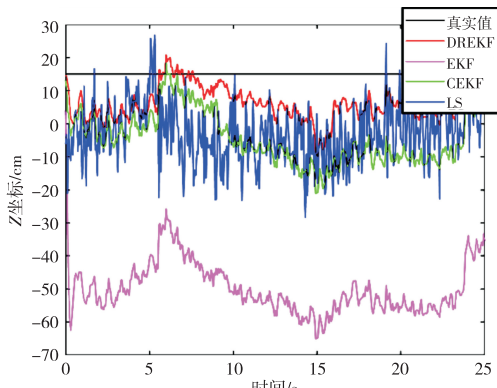


(b) 实验2水平轨迹

图7 动态实验水平轨迹



(a) 实验1高程轨迹



(b) 实验2高程轨迹

图8 动态实验高程轨迹

由图7-8可看出,在不同的运动状态下,相比LS、EKF和CEKF算法,DREKF的水平轨迹和高程轨迹都更接近真实轨迹。各算法水平、高程误差分布情况图9-10所示。

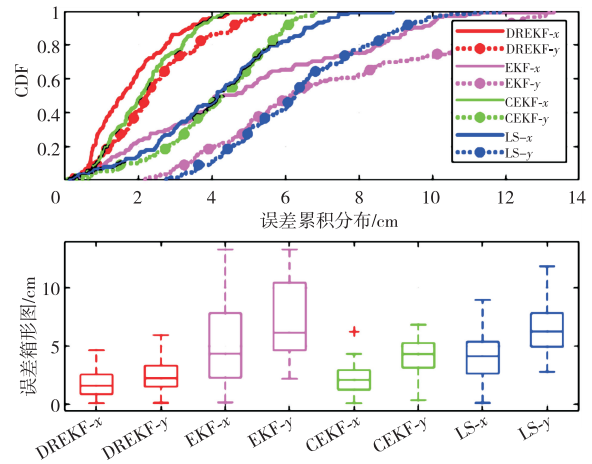


图9 水平误差分布情况

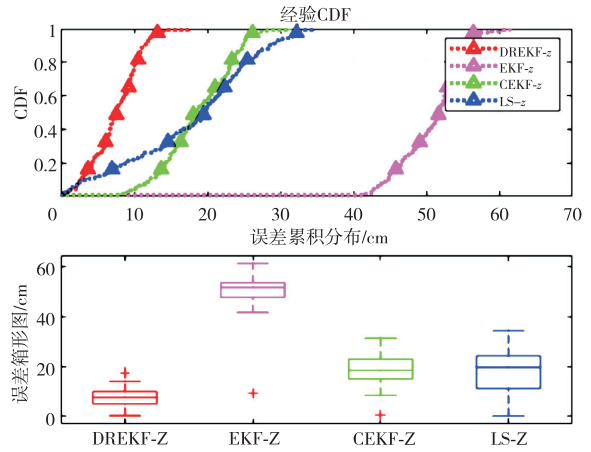


图10 高程误差分布情况

采用均方根误差(RMSE)对各算法的定位精度进行描述,均方根误差除了可以衡量定位结果与真实轨迹间的偏差外,还对异常值比较敏感,可以体现各算法的稳定性差异。RMSE计算为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - X_{real})^2} \quad (32)$$

实验中各算法的定位精度与实时性对比如表1所示。

表1 各算法的定位精度与定位频率

	各方向定位精度/cm			定位频率/Hz
	X方向	Y方向	Z方向	
DREKF	2.7	3.0	8.0	33
EKF	7.5	8.8	50.8	50

续表

	各方向定位精度/cm			定位频率/Hz
	X 方向	Y 方向	Z 方向	
CEKF	3.3	5.5	14.5	50
LS	6.6	9.2	21.2	50

由表 1 可知,在 X 方向和 Y 方向上,DREKF 的定位精度达到了 3 cm,相较于 LS 提升了 60%,相较于 EKF 提升了 64%,相较于 CEKF 提升了 40%;在 Z 方向上,DREKF 的定位精度达到了 8 cm,相较于 LS 提升了 61%,相较于 EKF 提升了 83%,相较于 CEKF 提升了 45%。DREKF 的定位频率相较于传统的定位方式有所下降,但仍能达到 33 Hz,满足定位系统的实时性要求。

实验结果表明,测距误差的存在导致传统的 UWB 定位算法精度较低,且通过简单的标定无法有效抑制测距误差,而 DREKF 通过引入差分测距,构建各基站误差模型,抑制测距误差,然后对 EKF 算法进行改进,提升了观测矩阵和测量噪声协方差矩阵的可信度和鲁棒性,最终大幅提升了定位精度。虽然 DREKF 算法的定位频率与传统的定位算法相比有所下降,但仍然能保持较高的实时性。

3.3 引入非视距误差

在其他实验条件不变的情况下,采集数据时令实验人员在实验区域内走动,通过人体遮挡的方式引入非视距误差,验证各算法在存在非视距误差情况下的性能。引入非视距误差后平面轨迹及高程轨迹如图 11-12 所示。

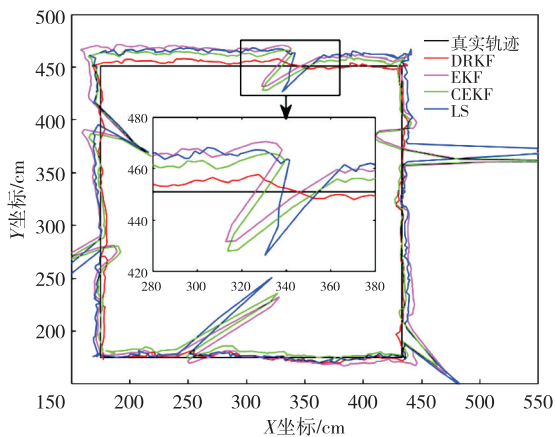


图 11 引入非视距误差后平面轨迹

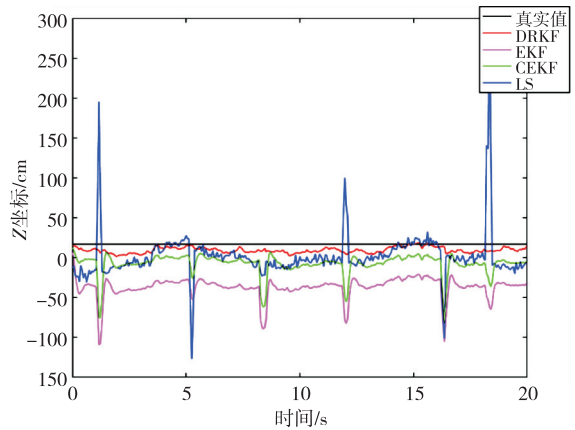


图 12 引入非视距误差后高程轨迹

由图 11-12 可看出,DREKF 在存在粗大误差的情况下,平面轨迹和高程轨迹依然与真实轨迹基本保持一致,而其他定位算法的轨迹出现了很大的跳变。各算法定位精度与实时性对比如表 2 所示。

表 2 存在粗差时各算法定位精度与定位频率

	各方向定位精度/cm			定位频率/Hz
	X 方向	Y 方向	Z 方向	
DREKF	3.0	3.3	8.5	33
EKF	22.1	9.6	55.6	50
CEKF	20.8	9.0	21.8	50
LS	21.3	9.3	33.5	50

由表 2 可知,DREKF 在存在粗差时依然保持高定位精度,X 方向和 Y 方向定位精度在 4 cm 以内,Z 方向精度在 8.5 cm 以内。而其他定位算法在存在粗差的情况下,定位精度下降严重。

实验结果表明,DREKF 算法在存在粗差时也能保持较高的定位精度。这是由于本算法通过差分测距实时更新观测矩阵和测量噪声协方差矩阵,并通过 IGGIII 让增益矩阵随残差自适应变化,从而提升了算法的稳定性。

综合来看,传统的 UWB 定位算法实时性强,但定位精度和稳定性不够理想。本文提出的 DREKF 算法在视距的情况下,定位精度与 EKF、CEKF 和 LS 相比有大幅提升,平面精度达到 3 cm,高程定位精度达到 8 cm;在存在非视距粗差的情况下,本文算法的定位精度未出现明显下降。相较于传统的定位算法,本文算法在保证较强实时性的同时,

定位精度更高,能够在仅依靠 UWB 单源信息的情况下,实现高精度室内定位;同时具有更强的稳定性,能够满足高精度室内车辆碰撞实验,以及工厂中人员设备的高精度定位等需求。

4 结束语

为提高 UWB 定位系统的定位精度,本文分析了 UWB 设备的测距误差来源,针对其中的硬件延迟误差和时钟漂移误差,建立了误差模型,并提出能够实时修正 UWB 测距误差的定位算法——DREKF 算法。该算法改进了 UWB 定位系统的通信协议。创新性地引入差分测距的概念,通过基站间差分测距,计算得到各基站的误差模型参数,对测距误差进行实时修正,再通过改进的 EKF 对标签进行定位,通过观测矩阵、测量噪声协方差矩阵、增益矩阵的自适应调整,实现了视距下的高精度定位,同时在存在非视距粗差时保持较高的定位精度和强稳定性。经过实验验证,DREKF 算法的定位精度和稳定性与传统的定位算法相比有较大提升,具有一定工程应用价值。

参考文献:

- [1] FENG Daquan, WANG Chunqi, HE Chunlong, et al. Kalman-filter-based integration of IMU and UWB for high-accuracy indoor positioning and navigation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(4): 3133-3146.
- [2] ZHANG Yuan, TAN Xinglong, ZHAO Changsheng. UWB/INS integrated pedestrian positioning for robust indoor environments[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(23): 14401-14409.
- [3] 刘宇, 陈自然, 顾洪洋, 等. 基于容错决策树的 UWB 辅助惯性定位方法[J]. 压电与声光, 2019, 41(6): 897-903.
LIU Yu, CHEN Ziran, GU Hongyang, et al. UWB assisted inertial positioning method based on fault-tolerant decision tree[J]. Piezoelectrics & Acousto-optics, 2019, 41(6): 897-903.
- [4] JIANG Changhui, SHEN Jichun, CHEN Shuai, et al. UWB NLOS/LOS classification using deep learning method[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(10): 2226-2230.
- [5] 解开婷, 张兆国, 王法安, 等. 基于全质心 WLS-HDS-TWR 算法的无人驾驶农业机械协同定位算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(7): 27-36, 110.
XIE Kaiting, ZHANG Zhaoguo, WANG Faan, et al. Cooperative localization algorithm for full center mass of WLS-HDS-TWR driverless agricultural machines [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 27-36, 110.
- [6] KIM D H, FARHAD A, PYUN J Y. UWB positioning system based on LSTM classification with mitigated NLOS effects[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(2): 1822-1835.
- [7] CAO Bo, JIANG Chunxia, FAN Sumei, et al. Improving the localization accuracy and robustness of a UWB system using VB-CSRUKF and RTS in harsh underground NLOS environments [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 22790-22802.
- [8] 李鹏, 向宇翔, 荣冬成, 等. 改进的 Chan-粒子滤波算法超宽带室内三维定位[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(4): 123-129.
LI Peng, XIANG Yuxiang, RONG Dongcheng, et al. Improved Chan particle filter algorithm for UWB indoor 3D positioning [J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(4): 123-129.
- [9] QI Mingyang, XUE Bing, WANG Wei. Calibration and compensation of anchor positions for UWB indoor localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(1): 689-699.
- [10] 崔晓航, 李得海, 赵春梅, 等. UWB 测距误差建模及其长期改正精度研究[J/OL]. 导航定位学报, 2024: 1-12. (2024-10-21). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1096.P.20241018.1029.002.html>.
CUI Xiaohang, LI Dehai, ZHAO Chunmei, et al. Research on UWB ranging error modeling and its long-term correction accuracy [J/OL]. Journal of Navigation and Positioning, 2024: 1-12. (2024-10-21). <https://kns.cnki.net/kcms/detail/10.1096.P.20241018.1029.002.html>.
- [11] 赵荣泳, 张浩, 林权威, 等. UWB 定位技术及智能制造应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2021.
ZHAO Rongyong, Zhang Hao, Li Quanwei, et al. UWB positioning technology and intelligent manufacturing applications [M]. Beijing: China Machine Press, 2020: 46-52.

- [12] ZHANG Hao, ZHANG Zhishu, ZHAO Rongyong, et al. Review on UWB-based and multi-sensor fusion positioning algorithms in indoor environment [C] // Chongqing, China:2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference (IAEAC), 2021: 1594-1598.
- [13] 黎昱杰, 黎蕾蕾, 卜继军, 等. 基于 UWB/PDR 的无基础设施行人协同导航研究[J]. 压电与声光, 2023, 45(5): 736-739.
- LI Yujie, LI Leilei, BU Jijun, et al. Research on non-infrastructure pedestrian cooperative navigation based on UWB/PDR combination [J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2023, 45(5): 736-739.
- [14] 赵佳星, 王坚, 刘严涛, 等. 改进抗差卡尔曼滤波的 UWB 定位模型[J]. 导航定位学报, 2024, 12(4): 174-180.
- ZHAO Jiaying, WANG Jian, LIU Yantao, et al. An improved robust Kalman filtering model for UWB positioning[J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2024, 12(4): 174-180.
-
- (上接第 162 页)
- [7] YAN Jingyang, DIMEO P, SUN Lu, et al. LSTM-based model predictive control of piezoelectric motion stages for high-speed autofocus[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2022, 70(6): 6209-6218.
- [8] 时梦想, 胡泓, 吴浩, 等. 基于 LSTM 神经网络的压电执行器位移迟滞建模[J]. 压电与声光, 2023, 45(2): 231-238.
- SHI Mengxiang, HU Hong, WU Hao, et al. Displacement hysteresis modeling of piezoelectric actuator based on LSTM neural network[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2023, 45(2): 231-238.
- [9] 郭岱宗, 胡泓. 基于 GRU 神经网络的晶圆测试工艺控制方法[J]. 压电与声光, 2022, 44(1): 111.
- GUO Daizong, HU Hong. Control method of wafer test process based on GRU neural network[J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 2022, 44(1): 111.
- [10] LIU Ziming, WANG Yixuan, VAIDYA S, et al. KAN: Kolmogorov-Arnold networks [EB/OL]. (2024-04-30) [2024-09-30]. <https://arxiv.org/abs/2404.19756v4>.