引文格式：魏桂荣,谢旭光. UWB+BLE数据融合的室内定位算法及其精度评估[J]. 地理空间信息, 2025, 23(2): 112-115. doi:10. 3969/j.issn. 1672-4623.2025.02.025

UWB+BLE 数据融合的室内定位算法及其精度评估

魏桂荣[1]，谢旭光[2]
（1. 青海省核工业地质局，青海 西宁 810016；2. 山东黄金集团蓬莱矿业有限公司，山东 烟台 265621）

摘　要：针对室内定位精度低、易受多路径效应干扰、环境噪声大的问题，提出一种基于拓展卡尔曼滤波（EKF）的超宽带（UWB）+蓝牙低功耗技术（BLE）组合定位数据融合算法，首先推导了UWB双边双向测距（DS-TWR）模型、BLE对数距离路径衰减的测距模型和EKF融合UWB+BLE的数学模型，同时通过实验验证了新方法的可靠性和稳定性，实验数据表明：UWB+BLE的数据融合室内定位的精度优于单一UWB或BLE定位精度。使用UWB设备进行室内定位，定位最大误差、最小误差分别为30.76、6.44 cm，使用BLE设备进行室内定位，定位最大误差、最小误差分别为68.50、15.23 cm；与传统空间四点定位算法相比，EKF融合算法的定位结果在最大误差、最小误差、RMSE进度分别提升了46.63%、41.90%、42.00%。

关键词：超宽带；蓝牙低功耗技术；拓展卡尔曼滤波；数据融合；室内定位
中图分类号：P228　　**文献标志码：**B　　**文章编号：**1672-4623（2025）02-0112-04

Indoor Positioning Algorithm Based on UWB+BLE Data Fusion and Its Accuracy Evaluation

WEI Guirong[1], XIE Xuguang[2]
(1. Qinghai Provincial Nuclear Industry Geological Bureau, Xining 810016, China;
2. Shandong Gold Group Penglai Mining Co., Ltd., Yantai 265621, China)

Abstract: To address the issues of low indoor positioning accuracy, susceptibility to multi-path interference, and high environmental noise, we proposed a positioning data fusion algorithm based on extended Kalman filter (EKF) for ultra wide band (UWB) and bluetooth low energy (BLE). Firstly, we derived the UWB double side-two way ranging (DS-TWR) model, the BLE logarithmic distance path attenuation ranging model, and the EKF fusion UWB+BLE mathematical model. Then, we verified the reliability and stability of new method through experiments. The experimental data show that the accuracy of UWB+BLE data fusion indoor positioning is superior to that of a single UWB or BLE positioning. Using UWB equipment for indoor positioning, the maximum and minimum positioning errors are 30.76 cm and 6.44 cm, respectively. Using BLE equipment for indoor positioning, the maximum and minimum positioning errors are 68.50 cm and 15.23 cm, respectively. Compared with traditional spatial four point positioning algorithms, the EKF fusion algorithm has improved the positioning results by 46.63%, 41.90%, and 42.00% in terms of maximum error, minimum error, and RMSE progress, respectively.

Key words: UWB, UWB, EKF, data fusion, indoor positioning

进入物联网时代，各行各业的发展都需要获取位置的准确信息，在此背景下，室内定位技术得到快速的发展，衍生出更多的定位技术和手段[1-4]。UWB定位具有成本低、效率高的优点，BLE定位具有低功耗、低成本的特点，两者在室内定位中具有无可比拟的优势[5]。UWB技术在室内定位方面比较成熟，但受到多路径效应、非视距（non line of sight，NLOS）等因素的影响，导致测量精度不稳定，在实际应用过程中，需事先测量基站位置，不利于对未知环境的定位探测[6-9]。由于室内定位存在的环境噪声是非线性的，组合室内定位的状态方程是非线性方程，观测方程也是非线性方程，因此常规卡尔曼滤波在室内定位场景中不适用，针对室内组合定位非线性问题，本文提出了基于拓展卡尔曼滤波（extended kalman filte，EKF）数据融合的UWB+BLE组合室内定位算法，通过新算法优化位置和姿态测算的准确性和稳定性，达到提高室内定位精度的目的。

1　数学模型

1.1　DS-TWR的UWB测距模型

双边双向测距(double side-two way ranging，DS-TWR)是在单边双向测距（single side-two way rang-

项目来源：山东省自然科学基金资助项目（ZR201807060327）。
第一作者简介：魏桂荣（1985—），本科，工程师，主要研究方向为大地测量、工程测量等，E-mail：407896483@qq.com。

ing，SS-TWR）的基础上进行了改进，增加了一次交互过程，提高了测距精度，同时误差不受测量时间的影响，仅和两节点间的距离成正比[10]。测距过程示意图如图1所示。

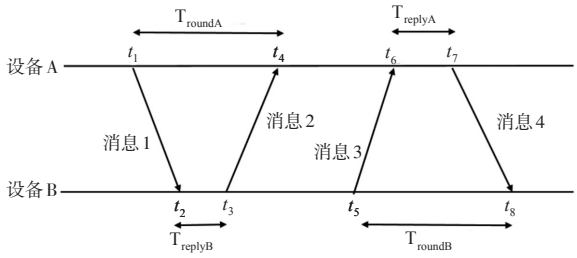


图1　DS-TWR的UWB测距示意图

根据测距过程，设备A从发出信号开始到接收到从设备B返回的信号结束，过程中消耗的时间由 T_{roundA} 表示；设备B从接收到A发出的信号开始到自己返回信号结束过程中的延迟时间由 T_{replyB} 表示；之后设备B从发出信号到接收到从设备A返回的信号过程中消耗的时间由 T_{roundB} 表示；设备A从接收到B发出的信号到自身返回信号过程中的延迟时间由 T_{replyA} 表示；信号在设备A和设备B的飞行时间由 TOF_{AB} 表示，则有：

$$\text{TOF}_{\text{AB}}=\frac{1}{4}\left[\left(T_{\text{roundA}}-T_{\text{replyB}}\right)+\left(T_{\text{roundB}}-T_{\text{replyA}}\right)\right] \tag{1}$$

假设设备晶振与标称晶振间的频率误差为固定值，设备A与设备B各自的晶振与标称晶振之间的频率误差分别为 e_{A} 和 e_{B}，则存在时钟漂移的情况下假设设备A从发出信号到接收到从设备B返回的信号过程中消耗的时间由 $\hat{T}_{\text{roundA}}$ 表示，设备B从接收到A发出的信号到返回自身信号过程中消耗的时间由 $\hat{T}_{\text{replyB}}$ 表示，则

$$\hat{T}_{\text{roundA}}=T_{\text{roundA}}\left(1+e_{\text{A}}\right) \tag{2}$$

$$\hat{T}_{\text{replyB}}=T_{\text{replyB}}\left(1+e_{\text{B}}\right) \tag{3}$$

假设设备A和设备B的频率误差分别为 e_{A} 和 e_{B}，设备B从出发信号到接收到从设备A返回信号过程中消耗时间由 $\hat{T}_{\text{roundB}}$ 表示，设备A从接收到B发出的信号到自身返回信号过程中的时间由 $\hat{T}_{\text{replyA}}$ 表示，则：

$$\hat{T}_{\text{roundB}}=\hat{T}_{\text{roundB}}\left(1+e_{B}\right) \tag{4}$$

$$\hat{T}_{\text{replyA}}=\hat{T}_{\text{replyA}}\left(1+e_{A}\right) \tag{5}$$

因此存在误差的情况下，设备A和设备B间的飞行时间可表示为：

$$\hat{\text{TOF}}_{\text{AB}}=\frac{1}{4}\left[\left(\hat{T}_{\text{roundA}}-\hat{T}_{\text{replyB}}\right)+\left(\hat{T}_{\text{roundB}}-\hat{T}_{\text{replyA}}\right)\right] \tag{6}$$

进一步可表示为：

$$\hat{\text{TOF}}_{\text{AB}}=\frac{1}{4}\left[\left(T_{\text{roundA}}-T_{\text{replyA}}\right)\left(1+e_{\text{A}}\right)+\left(T_{\text{roundB}}-T_{\text{replyB}}\right)\left(1+e_{\text{B}}\right)\right] \tag{7}$$

因此，有时钟漂移和无时钟漂移的差值可表示为误差，即

$$e_{\text{TOF}}=\hat{\text{TOF}}_{\text{AB}}-\text{TOF}_{\text{AB}}=\frac{1}{4}\left[e_{\text{A}}\left(T_{\text{roundA}}-T_{\text{replyA}}\right)+e_{\text{B}}\left(T_{\text{roundB}}-T_{\text{replyB}}\right)\right] \tag{8}$$

1.2　对数距离路径衰减的BLE测距模型

基于BLE的定位主要使用的量是信号轻度指标接收信号强度法（received signal strength indication，RSSI），而基于RSSI的定位方法通常为对数距离路径衰减模型和指纹定位法，其中对数距离路径衰减模型具有较低的计算复杂度且只需较少的通信开销，该方法利用电磁波在传播的过程中能量强度会随着传输距离的增大而有规律性地衰减这一特性来测量节点间的距离。

基于RSSI的定位算法是利用接收到的信号轻度来估计目标节点与锚节点之间的距离，即接收机的衰减取决于传输距离，一般采用对数距离路径损耗来进行距离的估计，该模型认为衰减的信号强度与所经过距离的对数成正比，即

$$\text{RSSI}=P_{1m}-10n\log_{10}d-\gamma \tag{9}$$

式中，d 为接收机和发射机之间的距离；P_{1m} 为距离发射机1 m以dBm为单位计量的参考功率；n 为路径消耗指数；γ 为高斯分布的随机误差。

假设在未知节点接收到的 m 个RSSI值为 P_i，其中 $i=1,2,3\ldots,m$。则测量到RSSI值的均值 μ 和方差 σ^2 可表示为：

$$\mu=\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}p_i \tag{10}$$

$$\sigma^2=\frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}\left(p_i-\mu\right)^2 \tag{11}$$

则 P_i 的概率密度函数可表示为：

$$f(p)=\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}\exp\left(-\frac{p-\mu}{2\sigma^2}\right) \tag{12}$$

根据RSSI的高斯概率密度函数，可以计算出在区间 $(\mu-\sigma,\ \mu+\sigma)$ 的取值面积占总面积的68%，就是表明多数的RSSI值在区间 $(\mu-\sigma,\ \mu+\sigma)$ 内，因此对接收到的 m 个RSSI值进行高斯滤波出来，剔除在区间外的RSSI值，对区间内的RSSI值作算术平均，作为优化后的RSSI值，即

$$\bar{p}=\frac{1}{\text{n}}\sum_{i=1}^{n}p_i \tag{13}$$

由式（9）可得到节点间的距离可表示为：

$$d=10^{\frac{A-RSSI}{10n}} \tag{14}$$

式中，RSSI为接收的RSSI值；A和n为常数。

1.3 EKF融合定位算法

EKF融合定位算法是基于卡尔曼滤波器的基本原理，并通过线性化来处理非线性系统，EKF利用系统的动力学模型和测量值的信息，通过预测和更新步骤，逐步估计出系统的状态，并根据测量不确定性和模型不确定性进行状态更新和协方差更新，从而实现数据融合。在EKF中，线性化是一个重要的步骤，因为卡尔曼滤波器原理要求系统模型是线性的，但实际中的系统往往是非线性的。通过线性化技术，将非线性模型近似为线性模型，使卡尔曼滤波器能够处理非线性系统。EKF融合定位算法的优点在于能够有效地融合多个传感器的数据，并且具有较低的计算复杂度。通过手机BLE获取RSSI值和UWB的测距，再使用对数距离路径衰减模型获取BLE测距结果[11-12]。系统的状态转换模型可定义为：

$$\boldsymbol{X}_{k+1}=\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}_k+W_k \tag{15}$$

式中，$\boldsymbol{X}_{k+1}$和$\boldsymbol{X}_k$为定位标签的坐标$[x_k, y_k]$，分别为当前位置状态向量和先前位置状态向量；W_k为定位位置方向的协方差矩阵$\boldsymbol{Q}_k$的过程噪声，通常根据经验来确定协方差矩阵$\boldsymbol{Q}_k$的取值；矩阵$\boldsymbol{A}$表示状态转移矩阵：

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}1 & T_s\\ 0 & 0\end{bmatrix} \tag{16}$$

式中，T_s为传感器的采样间隔时间。

初始的位置状态向量$[x_1, y_1]$，可使用最小二乘法进行求解，定义系统的测量模型。

$$\boldsymbol{Z}_k=\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_k)+v_x \tag{17}$$

式中，$\boldsymbol{Z}_k$为测量向量，表示定位标签至定位基站的测距距离；$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_k)$为观测矩阵；$v_x$为测量噪声。$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_k)$可表示为：

$$\boldsymbol{h}(\boldsymbol{X}_k)=\sqrt{\left(x_k-x_{A_i}\right)^2+\left(y_k-y_{A_i}\right)^2} \tag{18}$$

EKF分为预测和更新2个不同阶段对标签位置进行估计，在预测阶段，EKF对状态向量$\boldsymbol{X}_k^-$和误差协方差矩阵$\boldsymbol{p}_k^-$进行预测，数学表达式为：

$$\boldsymbol{X}_k^-=\boldsymbol{A}X_{k-1}=X_{k-1} \tag{19}$$

$$\boldsymbol{P}_k^-=\boldsymbol{A}\boldsymbol{P}_{k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}+Q_k \tag{20}$$

在更新阶段，观测到新的测量向量$\boldsymbol{Z}_k$即可进行更新，更新阶段第一步是计算卡尔曼增益，卡尔曼增益是预测的不确定度与测量的不确定度之比，数学表达式为：

$$H_k=p_k^-H_k^{\mathrm{T}}S_k^{-1} \tag{21}$$

式中，H_k^{T}为雅克比行列式的转置；S_k^{-1}为残差的协方差矩阵的倒数。

利用卡尔曼增益将接收到的距离信息与预测阶段的信息结合起来，计算更新状态如下：

$$X_k=X_k^-+R_k\tilde{y}_k \tag{22}$$

式中，$\tilde{y}_k$为计量残差。EKF的最后一步是误差协方差的更新，数学表达式为：

$$P_k=\left(\boldsymbol{I}-K_kH_k\right)p_k^- \tag{23}$$

式中，$\boldsymbol{I}$为单位矩阵。

2 实验方案设计

为了对本文提出的UWB+BLE融合算法精度及稳定性进行分析，设计4组对照实验进行对比分析，方案设计如表1所示，实验场地示意图如图2所示。

表1 方案设计

方案编号	设备信息	算法
方案1	4组UWB	-
方案2	4组BLE	-
方案3	2组UWB+2组BLE	传统空间四点定位
方案4	2组UWB+2组BLE	EKF

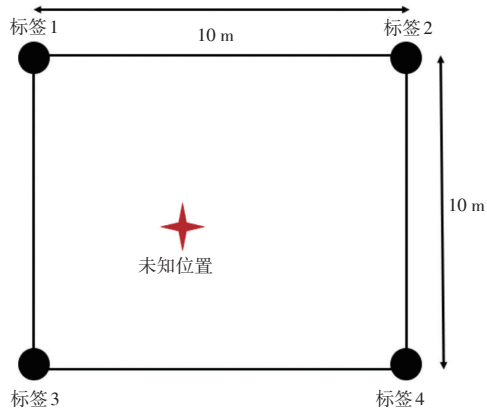


图2 实验场地示意图

由表1可知，为了对UWB+BLE融合算法的可靠性和精度进行分析，共计设置了4组对照实验，方案1和方案2可对单独使用UWB和BLE的定位精度进行评估，方案3和方案4旨在对比分析本文提出了新的室内定位融合算法和传统融合算法的精度。实验过程中在图4个标签位置根据方案配置信息放置定位设备，在实验场地随机选取10个未知位置进行精度测试，不同方案测试定位偏差结果如表2所示。

表2　不同方案定位偏差统计结果/cm

点编号	方案编号			
	方案1	方案2	方案3	方案4
1#	6.46	22.50	7.50	5.20
2#	7.20	34.62	5.61	3.41
3#	30.76	68.50	21.64	11.55
4#	6.68	25.81	6.24	3.34
5#	15.51	19.52	10.20	4.35
6#	7.66	15.23	4.65	2.51
7#	6.44	39.56	4.32	3.30
8#	6.50	18.55	4.21	3.35
9#	7.74	22.60	4.50	4.00
10#	7.76	22.24	5.20	5.10

3　精度分析

为了验证模型的可靠性，将残差最大值、最小值、均方根误差（root mean square error，RMSE）作为精度因子进行统计分析。RMSE是衡量定位位置和真实位置之间的偏差，计算公式为：

$$\mathrm{RMSE}=\frac{\sum_{i=1}^{N}\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2}}{N} \tag{24}$$

式中，x_i、y_i为定位模块测出来的坐标；x、y为真实位置的坐标；N为观测次数。在定位区域随机均匀选取100个点进行数据测试，精度因子统计结果如表3所示。

表3　精度因子结果统计表/cm

方案编号	精度因子		
	最大	最小	RMSE
方案1	30.76	6.44	12.60
方案2	68.50	15.23	32.54
方案3	21.64	4.32	8.97
方案4	11.55	2.51	5.22

由表3可知，方案3和方案4的定位精度优于方案1、方案2的定位精度，证实了UWB+BLE的数据融合室内定位的精度优于单一UWB或BLE定位精度。使用UWB设备进行室内定位，定位最大误差、最小误差分别为30.76、6.44 cm，使用BLE设备进行室内定位，定位最大误差、最小误差分别为68.50、15.23 cm。基于传统空间四点定位算法的UWB+BLE的定位最大误差、最小误差、RMSE分别为21.64、4.3、8.97 cm，而基于EKF融合算法的UWB+BLE的定位最大误差、最小误差、RMSE分别为11.55、2.51、5.22 cm，进一步证实了EKF融合算法的UWB+BLE组合定位精度更高。

通过数据分析发现：基于传统空间四点定位算法的UWB+BLE的定位结果比单一UWB定位RMSE值提升了28.82%，比单一BLE定位RMSE值提升了72.44%；基于EKF融合算法的定位结果比单一UWB定位RMSE值提升了48.87%，比单一BLE定位RMSE值提升了83.96%。与传统空间四点定位算法相比，EKF融合算法的定位结果在最大误差、最小误差、RMSE进度分别提升了46.63%、41.90%、42.00%，上述结果进一步证实了EKF融合算法在UWB+BLE组合定位中更具优势，抑制路径偏移效果更好。

4　结　语

针对室内定位精度低、易受多路径效应干扰、环境噪声大的问题，本文提出一种基于拓EKF的UWB+BLE的数据融合算法，通过实验验证了算法的可靠性、稳定性及优越性，证实了UWB+BLE的数据融合室内定位的精度优于单一UWB或BLE定位精度，证实了EKF融合算法在UWB+BLE组合定位中更具优势，抑制路径偏移效果更好。

参考文献

[1] 李雪强,李建胜,王安成,等. 视觉/惯性/UWB组合导航技术综述[J]. 测绘科学,2023,48(6):49-58

[2] 揭会林. 基于UWB/WiFi融合的低开销可扩展室内定位技术研究[D]. 重庆:重庆大学,2022

[3] 孙建军. 基于遗传算法的地磁匹配导航应用[J]. 地理空间信息,2017,15(6):26-27

[4] 乔智,徐爱功,隋心,等. 一种单目视觉/UWB组合的室内定位方法[J]. 导航定位学报,2018,6(4):29-34

[5] 徐爱功,王鹏语,隋心,等. 非视距环境下基于PSO-SVM和RAIM的UWB定位方法[J]. 测绘科学,2023,48(4):1-9

[6] 钱剑航. 加权最小二乘的NLOS UWB室内定位精度分析[J]. 地理空间信息,2023,21(8):86-88

[7] 李凯俊,赵晨,赵春晖. 基于自适应扩展卡尔曼滤波器的UWB-PDOA算法[J]. 黑龙江大学工程学报(中英俄文),2023,14(2):33-39

[8] 陈炳权. 基于RSSI的BLE设备室内测距算法研究及实现[D]. 广州:广州大学,2023

[9] 王敏敏. UWB/蓝牙组合室内行人导航定位模型研究[D]. 北京:北京建筑大学,2023

[10] 吴耀翔. 基于UWB和BLE融合的室内定位技术研究[D]. 厦门:厦门大学,2022

[11] 李娜,贺海育,景敏,等. 基于改进EKF的IMU动态误差抑制[J]. 南京航空航天大学学报,2023,55(4):718-724

[12] 黄永琦,秦品乐,曾建潮,等. 基于改进EKF的激光和视觉SLAM融合算法[J]. 中北大学学报(自然科学版),2023,44(5):536-543