

基于粒子滤波与加权最小二乘法的UWB高精度室内定位技术

Indoor Positioning Technology Based on Particle Filtering and
Weighted Least Squares Method for UWB High Precision

刘 涛¹, 金勤智² (1. 中国联通浙江省分公司, 浙江 杭州 310000; 2. 杭州师范大学, 浙江 杭州 310000)

Liu Tao¹, Jin Qinzhi² (1. China Unicom Zhejiang Branch, Hangzhou 310000, China; 2. Hangzhou Normal University, Hangzhou 310000, China)

摘 要:

提出了一种基于粒子滤波(PF)与加权最小二乘法(WLS)的超宽带(UWB)高精度室内定位方法,旨在解决传统定位技术在复杂环境下的精度不足问题。该方法采用飞行时间测量(TOF)技术,通过加权最小二乘法动态调整权重,优先信任视距(LOS)信号,抑制非视距(NLOS)信号的干扰,并利用粒子滤波(PF)处理标签移动和时序异步问题,进一步提高了定位精度和稳定性。实验结果表明,在动态场景下,该方法的均方根误差(RMSE)较传统方法降低约15%,轨迹平滑度提升40%,在50% NLOS干扰下, RMSE仅增加37%,展现出良好的鲁棒性。

Abstract:

It proposes a UWB-based indoor positioning method using particle filtering (PF) and weighted least squares (WLS) to address the insufficient accuracy of traditional methods in complex environments. By combining time-of-flight (TOF) technology with dynamic weight adjustment in WLS to favor LOS signals and mitigate NLOS interference, and utilizing PF to handle tag movement and asynchronous timing issues, the method enhances positioning accuracy and stability. Experiments show that in dynamic scenarios, compared to conventional approaches, this method reduces RMSE by about 15% and improves trajectory smoothness by 40%. Under 50% NLOS interference, the RMSE only increases by 37%, demonstrating strong robustness.

Keywords:

UWB; Indoor positioning; Particle filtering; Weighted least squares

关键词:

UWB; 室内定位; 粒子滤波; 加权最小二乘法

doi:10.12045/j.issn.1007-3043.2026.05.008

文章编号:1007-3043(2026)05-0039-06

中图分类号:TN929.5

文献标识码:A

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式:刘涛,金勤智. 基于粒子滤波与加权最小二乘法的UWB高精度室内定位技术[J]. 邮电设计技术,2026(5):39-44.

0 引言

近年来,室内高精度定位技术在多个领域得到了广泛应用,如室内导航、大型地下停车场寻车、大型事故救援、商场商品查找以及工厂智能化管理等^[1]。然而,传统GPS定位技术由于信号易受障碍物阻挡,无

法满足室内环境对定位精度和实时性的要求,使得室内高精度定位成为当前研究的热点和难点。在此背景下,超宽带(UWB)技术凭借其高精度、低功耗和抗多径干扰等优势,逐渐成为室内及封闭环境定位的理想选择。UWB定位技术的核心问题在于如何利用其信号实现精确定位,常见的方法包括基于飞行时间测量(TOF)^[2]、基于接收信号强度测量(RSS)^[3]、基于到达信号角度测量(AOA)^[4]和基于到达时间差测量

收稿日期:2026-03-03

(TDOA)^[5]。

尽管UWB技术具有诸多优势,但室内高精度定位仍面临诸多挑战,如多径效应、非视距(NLOS)传输以及随机噪声等因素,这些因素导致定位精度不足和稳定性欠佳。为解决这些问题,本文提出了一种基于粒子滤波(PF)^[6]与加权最小二乘法(WLS)^[7]的UWB高精度定位方法。该方法基于飞行时间测量(TOF),通过加权最小二乘法动态调整权重,优先信任视距(LOS)信号数据,抑制非视距(NLOS)信号数据的影响。同时,利用粒子滤波将连续时间状态估计转化为离散时间状态估计,有效处理标签移动和时序异步问题,进一步提高室内定位的精度和稳定性^[8]。

1 基于UWB的室内定位模型

1.1 基于UWB定位原理

在三维空间中,一个标签的位置 (x, y, z) 可以通过其与多个基站的距离来确定。基于UWB的TOF定位原理如图1所示,设置不在同一条直线上的3个基站 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) 、 (x_3, y_3, z_3) ,将标签 (x, y, z) 置于UWB信号范围之内,建立UWB标签与3个基站的通信。标签到基站的距离可以通过测量UWB信号在基站与目标节点之间往返的飞行时间来计算^[9]。标签分别与基站1、基站2、基站3进行通信,测算标签与各基站信号飞行时间,进而计算距离,最终通过迭代解方程组确定标签的位置:

$$(x-x_1)^2+(y-y_1)^2+(z-z_1)^2=l_1^2$$

$$(x-x_2)^2+(y-y_2)^2+(z-z_2)^2=l_2^2$$

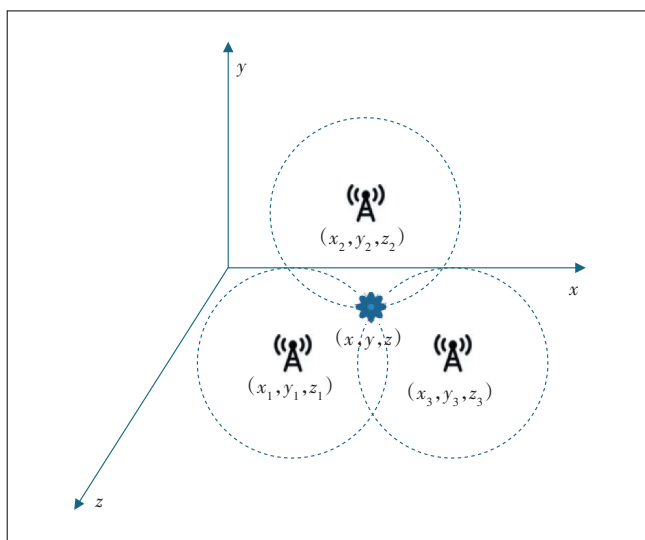


图1 TOF定位原理

$$(x-x_3)^2+(y-y_3)^2+(z-z_3)^2=l_3^2$$

解得方程组的解 (x_0, y_0, z_0) ,即标签的定位空间坐标。在实际应用中,为了提高定位精度、增强鲁棒性以及考虑复杂环境因素,通常至少使用4个基站。

1.2 信号飞行时间测定

图2所示为一种可以巧妙避开标签和基站的时钟同步问题^[10]的测量方法,标签和基站信号飞行时间测定步骤如下。

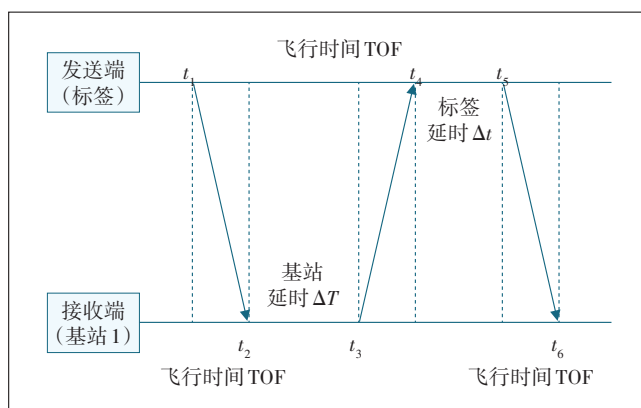


图2 信号飞行时间测定

第1步,标签向基站1发送定位请求数据包,记录发送时间节点 t_1 。

第2步,基站1接收定位请求数据包,记录接收时间节点 t_2 。

第3步,基站1延时 ΔT ,向标签发送定位应答数据包,记录时间节点 t_3 。

第4步,标签接收到定位应答数据包并记录时间节点 t_4 。

第5步,标签延时 Δt ,向基站1发送请求确认数据包,记录时间节点 t_5 。

第6步,基站1接收请求确认数据包,记录时间节点 t_6 。

通过上述6个步骤,基站1采集到6个时间节点数据,这6个时间节点数据为一个完整的周期^[11]。

信号飞行时间:

$$T_{of} = \frac{(t_4 - t_1) - (t_3 - t_2) + (t_6 - t_3) - (t_5 - t_4)}{4}$$

1.3 标签坐标测定

假设存在 $n(n>3)$ 个基站,基站的坐标值分别为 (x_1, y_1, z_1) 、 (x_2, y_2, z_2) 、 $\dots$ 、 (x_n, y_n, z_n) ,标签坐标为 (x, y, z) 。标签到各基站的距离分别为 $l_1, l_2, \dots, l_n$ 。

标签与基站的距离: $l = c \times T_{of}$,其中 c 为电磁波速

度。

标签分别与基站1, 基站2, ..., 基站 n 通信, 各基站记录的时间节点数据发送至后台定位服务器, 计算标签与各基站信号的飞行时间及距离。根据毕达哥拉斯定理, 可得方程组如下:

$$\begin{aligned}(x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 + (z - z_1)^2 &= l_1^2 \\(x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 + (z - z_2)^2 &= l_2^2 \\&\dots\dots \\(x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 + (z - z_n)^2 &= l_n^2\end{aligned}$$

通过迭代解方程组, 最终确定标签的坐标。

2 NLOS检测与加权算法

2.1 特征提取方法

在UWB信号传播过程中, 视距(LOS)与非视距(NLOS)环境下的信道特性存在显著差异。为了有效区分这2种环境, 本文通过分析UWB信号的多维度特征, 构建了高区分度的特征向量用于NLOS分类^[12]。具体特征定义与提取方法如下。

2.1.1 接收信号强度(RSS)

RSS能够反映信号在传播路径上的衰减程度。在NLOS环境下, 信号因障碍物遮挡或绕射而产生额外的衰减, 导致其RSS值通常低于LOS环境^[13]。RSS的计算公式为:

$$RSS = P_{tx} - 10 \times \eta \times \lg l + X_\sigma$$

其中, P_{tx} 为发射功率, η 为路径损耗指数, l 为标签与基站的距离, X_σ 为服从正态分布的阴影衰落分量。实验结果表明, NLOS链路的RSS平均值较LOS链路低3~8 dBm。

2.1.2 信号峰度(Kurtosis)

峰度用于表征信号波形的尖锐程度。在LOS信号中, 直达径占主导地位, 其信道脉冲响应(CIR)呈现高峰值(>3), 而NLOS信号因多径叠加趋于平坦化, 峰度值较低。峰度的计算公式为:

$$Kurtosis = \frac{E[(s - \mu)^4]}{\sigma^4} - 3$$

其中, s 为CIR采样序列, μ 与 σ 分别为均值和标准差。

2.1.3 时延扩展(Delay Spread)

时延扩展描述了多径分量在时间上的扩散程度。在NLOS环境中, 信号通过反射或绕射路径传播, 导致多径分量增多且时延扩展增大。本文采用均方根时延扩展(RMS-DS)作为特征, 计算公式为:

$$\tau_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum_k (\tau_k - \bar{\tau})^2 \times |h_k|^2}{\sum_k |h_k|^2}}$$

其中, τ_k 和 h_k 分别为第 k 条路径的时延和幅度, $\bar{\tau}$ 为平均时延。

2.1.4 首径能量占比(First Path Energy Ratio, FPER)

在LOS信号中, 首径能量占总能量的绝大部分, 而NLOS信号的首径可能被遮挡, 导致能量占比显著降低。FPER的计算公式为:

$$FPER = \frac{\max(|h_{first}|^2)}{\sum_k |h_k|^2}$$

其中, h_{first} 为CIR中首个超过检测阈值的路径幅度。

2.2 分类模型构建与训练

为了准确区分视距(LOS)和非视距(NLOS)链路, 本文采用随机森林(Random Forest, RF)分类器^[14]。随机森林具有处理高维特征、避免过拟合以及提供特征重要性评估的优势。具体实现步骤如下。

2.2.1 数据集构建

在实际场景中采集UWB信号数据, 覆盖LOS和NLOS 2种传播条件。每条数据样本包含上述4类特征(RSS、峰度、时延扩展、FPER), 并标注真实的传播状态(0表示LOS, 1表示NLOS)。按照7:3的比例, 将数据集划分为训练集和测试集。

2.2.2 模型训练与优化

特征标准化: 对训练集进行Z-score标准化, 以消除不同特征之间的量纲差异。

参数调优: 通过网格搜索(Grid Search)确定最优超参数, 包括决策树数量($N_{trees}=100$)、最大深度($d_{max}=10$)以及最小叶子节点样本数($n_{min}=3$)。

交叉验证: 采用5折交叉验证评估模型性能, 确保其泛化能力。

2.3 分类结果与概率输出

RF模型输出每条链路的NLOS概率 $P_{NLOS}^{(i)} \in [0, 1]$, 该概率由决策树投票比例计算得到。若 $P_{NLOS}^{(i)} \geq 0.5$, 则判定为NLOS链路, 否则判定为LOS链路。实验表明, 该模型在测试集上的分类准确率达98.2%, ROC曲线下面积(AUC)为0.99。

3 动态加权最小二乘法优化

在室内定位中, 最小二乘法(LS)^[15]通过最小化测

量距离与估计距离之间的误差平方和来求解标签位置。尽管LS方法简单且计算效率高,但它假设所有测量数据的误差具有相同的方差,这在实际环境中并不成立。实际中,测量误差往往受到多种因素的影响,如多路径效应、噪声干扰等,导致不同测量数据的可靠性不同。因此,LS方法在处理具有不同噪声水平的测量数据时,可能无法达到最优的定位精度。为了抑制NLOS链路的测距误差对定位结果的影响,本文提出了一种改进的加权最小二乘法(WLS)。

3.1 权重分配原则

改进的加权最小二乘法(WLS)通过为每个测量数据分配一个权重,使测量数据的权重与噪声水平相关,从而提高定位精度。具体来说,WLS方法根据测量距离的噪声水平动态调整权重,噪声水平较高的测量数据被赋予较小的权重,而噪声水平较低的测量数据被赋予较大的权重。这样可以使定位结果更倾向于受噪声影响较小的测量数据,从而提高定位的准确性。

3.2 加权最小二乘定位

假设基站与标签设置于二维平面,根据随机森林分类器输出的NLOS概率调整权重分配:

$$\omega_i = \frac{1}{1 + P_{\text{NLOS}}^{(i)}}$$

将权重引入定位方程组,构建加权目标函数如下:

$$\min_{x,y} \sum_{i=1}^n \omega_i (\sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - l_i)^2$$

其中, (x, y) 是标签的估计位置, (x_i, y_i) 是第 i 个基站的位置, l_i 是测量得到的标签到第 i 个基站的距离, ω_i 是第 i 个测量数据的权重, n 是基站的数量。实验结果表明,相较于等权最小二乘法,加权策略在NLOS场景下的定位误差降低约38%。

4 融合PF动态跟踪

4.1 状态空间建模

为实现动态标签的连续运动跟踪,需构建包含位置与速度的状态向量。定义时刻 k 的状态向量为:

$$\mathbf{X}_k = \begin{bmatrix} x_k, y_k, z_k, \dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k \end{bmatrix}^T$$

其中, (x_k, y_k, z_k) 表示标签的三维坐标, $(\dot{x}_k, \dot{y}_k, \dot{z}_k)$ 为其在3个方向上的速度分量。假设标签在短时间内

做匀速运动,则状态转移方程可建模为:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{F} \mathbf{X}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1}$$

其中,状态转移矩阵 $\mathbf{F}$ 和过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 分别为:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} \sigma_p^2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_p^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_p^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_v^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_v^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \sigma_v^2 \end{bmatrix}$$

其中, Δt 为采样间隔, σ_p^2 和 σ_v^2 分别表示位置与速度的过程噪声协方差,需通过实验标定噪声强度 σ_p 与 σ_v 。

4.2 观测方程设计

粒子滤波(PF)的观测值来源于加权最小二乘法(WLS)的定位结果。设第 k 时刻的IWLS解算坐标为 $\mathbf{z}_k = [x_k^{\text{WLS}}, y_k^{\text{WLS}}, z_k^{\text{WLS}}]^T$, 观测方程定义为:

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k$$

其中, $\mathbf{h}(\mathbf{x}_k)$ 为观测函数, $\mathbf{v}_k$ 为观测噪声,其协方差矩阵 $\mathbf{R}_k$ 需动态估计。根据WLS的残差分析,观测噪声方差可通过下式计算:

$$\mathbf{R}_k = \begin{bmatrix} \sigma_{x,k}^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_{y,k}^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_{z,k}^2 \end{bmatrix}$$

同理可得各分量的噪声方差,从而构建对角协方差矩阵。该设计使得在NLOS链路权重较低时,观测噪声增大,从而削弱其影响。

4.3 PF预测与更新流程

PF通过递推实现状态估计,具体步骤如下。

a) 初始化。初始化粒子集 $\{\mathbf{x}_0^{(i)}, \omega_0^{(i)}\}_{i=1}^N$, 其中 $\mathbf{x}_0^{(i)}$ 为粒子状态, $\omega_0^{(i)} = 1/N$ 为粒子权重。

b) 预测阶段。对状态预测:

$$\mathbf{x}_k^{(i)} = \mathbf{F} \mathbf{x}_{k-1}^{(i)} + \mathbf{w}_{k-1}^{(i)}$$

其中, $\mathbf{w}_{k-1}^{(i)}$ 从高斯分布 $N(0, \mathbf{Q})$ 中采样。

c) 更新阶段。计算观测的概率密度函数值:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^{(i)}) = N(\mathbf{z}_k; \mathbf{h}(\mathbf{x}_k^{(i)}), \mathbf{R}_k)$$

更新粒子权重:

$$\omega_k^{(i)} \propto \omega_{k-1}^{(i)} \cdot p(z_k | x_k^{(i)})$$

归一化粒子权重:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{j=1}^N \omega_k^{(j)}$$

重采样粒子集,根据权重 $\omega_k^{(i)}$ 从 $\{x_k^{(i)}\}$ 中采样新的粒子集 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$ 。

d) 状态估计。计算粒子均值作为状态估计:

$$\hat{x}_k = \sum_{i=1}^N \omega_k^{(i)} x_k^{(i)}$$

4.4 融合策略与动态优化

PF与WLS的融合通过以下机制提升动态定位性能。

a) 数据层级融合。WLS提供初步位置估计,PF基于运动模型和粒子集修正位置并预测速度,实现状态平滑过渡。

b) 噪声自适应调整。在NLOS环境下,通过增大噪声协方差 R_k 降低低权重链路的观测影响,避免误差传播。

c) 计算效率优化。PF的粒子数可灵活配置,计算复杂度主要取决于粒子数 N ,适合嵌入式系统实时运行。通过合理选择粒子数,可在计算效率与定位精度间取得平衡。

5 仿真实验与结果分析

5.1 实验方案设计

为了评估本文提出的粒子滤波(PF)与加权最小二乘法(WLS)融合算法的精度和稳定性,设计了4组对照实验进行对比分析。

硬件配置:4个UWB基站,Decawave DWM1001模块,部署于室内四角,坐标已知;移动标签,集成UWB通信模块(TWR测距模式)与STM32F4处理器;服务器,Ubuntu系统,执行定位解算与PF融合算法。

场景设置:测试区域,20 m×20 m室内环境,在室内四角及中心位置布置金属柜以模拟NLOS条件。

标签运动轨迹:动态场景,标签绕室内半圆形轨迹进行匀速圆周运动,以及标签进行S形曲线运动。

如表1所示,共设计了4组对照实验,以评估UWB+WLS融合算法的可靠性和精度。方案1用于评估仅使用UWB的精度;方案2和方案3用于对比分析WLS算法和传统LS算法在NLOS环境下的精度;方案4为本文提出的UWB+WLS+PF融合算法,用于与方案3在动态场景下的定位精度进行对比分析。不同方案

表1 实验设计表

方案编号	算法
方案1	UWB
方案2	UWB+LS
方案3	UWB+WLS
方案4	UWB+WLS+PF

的定位结果如图3和图4所示。

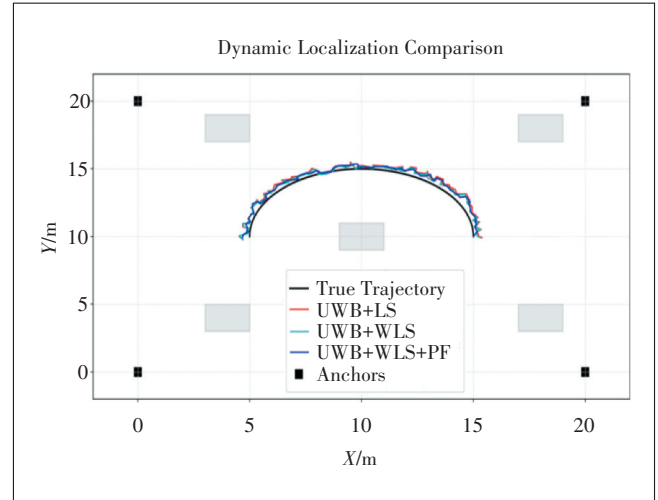


图3 标签做匀速圆周运动定位精度对比

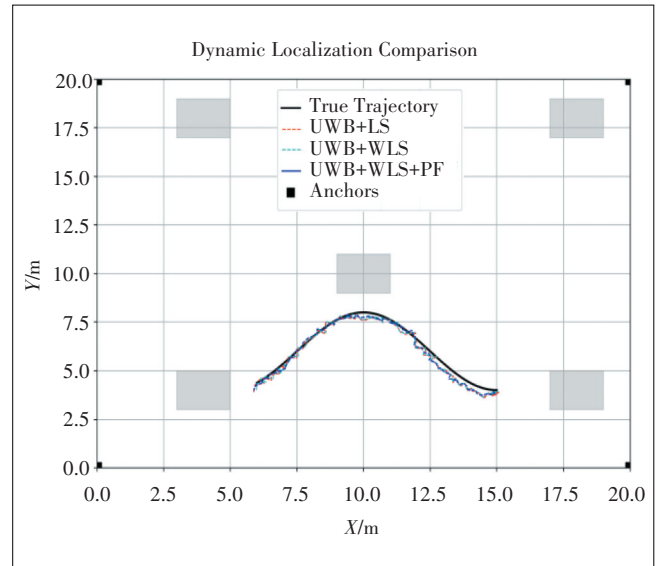


图4 标签做S型曲线运动定位精度对比

5.2 精度分析

为了验证模型的可靠性,将定位精度(均方根误差[RMSE])、Jerk值(加速度变化率,反映轨迹平滑

度)、鲁棒性(不同NLOS比例[10%~50%]下的误差增长率)作为评价指标。

5.2.1 动态场景定位性能

在匀速圆周运动与S形曲线运动中,各方案RMSE性能对比如表2所示,Jerk值对比如表3所示。

表2 RMSE性能对比

场景	方案2	方案3	方案4
匀速圆周运动	0.367 4	0.313 1	0.304 3
S形曲线	0.341 5	0.300 3	0.291 8

表3 Jerk值对比

场景	方案2	方案3	方案4
匀速圆周运动	0.592 1	0.581 8	0.356 6
S形曲线	0.593 1	0.591 4	0.375 8

5.2.2 鲁棒性测试

调整NLOS链路占比(5%~50%),结果如下。

方案2: RMSE从0.343 3 m(5% NLOS)增至0.592 5 m(50% NLOS)。

方案3: RMSE从0.303 4 m(5% NLOS)增至0.573 6 m(50% NLOS)。

方案4: RMSE从0.286 0 m(5% NLOS)增至0.455 8 m(50% NLOS)。

统计显著性:通过 t 检验($\alpha=0.05$)发现,方案4与方案3在50% NLOS下的RMSE差异显著($p=0.023\ 6$)。

5.3 结果

精度优势:在动态场景下,方案3较方案2的RMSE值降低12%~15%,方案4较方案3的RMSE值降低约3%。

动态优化:PF通过运动模型修正与噪声自适应,显著提升了轨迹平滑度,Jerk值降低了约40%。

鲁棒性:在50% NLOS干扰下,方案4的RMSE仅增加37%,显著优于其他方案。

6 结论

本文提出了一种基于粒子滤波(PF)与加权最小二乘法(WLS)的UWB高精度室内定位方法,通过仿真实验验证,该方法在动态场景下表现出显著的性能优势。与传统最小二乘法(LS)相比,WLS有效抑制了非视距(NLOS)信号干扰,使均方根误差(RMSE)降低12%~15%;进一步结合PF后,RMSE再降低约3%,且轨迹平滑度显著提升,Jerk值降低约40%。在50%

NLOS干扰下,该方法的RMSE仅增加37%,展现出良好的鲁棒性。此外,PF的计算复杂度可通过粒子数灵活配置,适合嵌入式系统实时运行。未来研究可进一步优化PF参数配置,提升NLOS检测准确性,并探索复杂环境下的应用。

参考文献:

- [1] 王海涛,刘志强.超宽带TOF测距技术的误差分析与补偿[J].电子学报,2020,48(5):1021-1027.
- [2] 牛群峰,曹一帆,王莉,等.基于TW-TOF的UWB室内定位技术与优化算法研究[J].自动化与仪表,2018,33(1):5-9.
- [3] LIU S W, TANG L, WANG Z S. Fingerprint localization based on hybrid TOA, AOA, and RSS measurements[J]. Discover Applied Sciences, 2025, 7(2): 93.
- [4] 臧玉华,陈静怡,尚立,等.基于TDOA和AOA的5G室分场景三维定位方法[J].电力系统保护与控制,2023,51(2):180-187.
- [5] 曾玲,彭程,刘恒.基于信号到达时间差的超宽带室内定位算法[J].计算机应用,2018,38(增刊1):135-139.
- [6] 张雨婷,陈璟.采用EKF与PF的室内融合定位技术[J].传感技术学报,2020,33(2):245-251.
- [7] 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.
- [8] 何永平,刘冉,付文鹏,等.非视距环境下基于UWB的室内动态目标定位[J].传感器与微系统,2020,39(8):46-49,54.
- [9] 高培,曹浪财,何栋炜.基于Taylor-Chan算法的改进UWB室内三维定位方法[J].厦门大学学报(自然科学版),2024,63(4):679-686.
- [10] 李小亭,郎月新,韦子辉,等.基于改进双向双边测距的超宽带定位技术及应用研究[J].中国测试,2019,45(10):21-27.
- [11] 张智,刘子瑜.用于地下施工的超宽带便携式人员定位装置设计[J].传感技术学报,2020,33(6):922-928.
- [12] 齐小刚,陈湛,李芷楠.室内定位中非视距的识别和抑制算法研究综述[J].控制与决策,2022,37(8):1921-1933.
- [13] 牟大中,王明飞,曹鹏,等.基于小波神经网络的超宽带测距优化方法研究[J].北京印刷学院学报,2018,26(12):85-89.
- [14] 王奕森,夏树涛.集成学习之随机森林算法综述[J].信息技术,2018,12(1):49-55.
- [15] 王桂杰,焦良葆,曹雪虹.基于最小二乘法的室内三维定位算法研究[J].计算机技术与发展,2020,30(4):69-73.

作者简介:

刘涛,工程师,硕士,主要从事通信领域以及政府数字化改革相关项目建设工作;金勤智,毕业于杭州师范大学,学士,主要从事物理理论、虚拟仿真、神经网络等方面的研究工作。

