

LOS/NLOS 环境下基于动态状态识别与补偿的 SW-FGO 目标跟踪方法

谢良波¹, 殷慧丽¹, 杨小龙¹, 周牧^{1,2}, 徐鹏^{1,3}, 李琦⁴

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 专用量子计算与量子人工智能重庆市重点实验室, 重庆 400065;
3. 移动通信技术重庆市重点实验室, 重庆 400065; 4. 重庆工商大学智能感知与区块链技术重庆市重点实验室, 重庆 400067)

摘要: 针对在多径效应和信号遮挡严重的复杂室内环境中定位精度下降的问题, 首先, 联合分析信号接收功率差及其波动特性和距离变化率等多维特征, 构建环境自适应基站状态感知模型; 其次, 根据非视距 (NLOS) 下基站的可用性设计了分类补偿机制; 最后, 提出了滑动窗口因子图优化 (SW-FGO) 模型, 融合超宽带 (UWB) 距离信息、惯性测量单元 (IMU) 运动信息以及补偿后的可靠基站信息, 实现对目标的轨迹跟踪。实验结果表明, 所提方法在实验室和地下停车场 LOS/NLOS 环境下的平均误差分别为 0.099 m 和 0.136 m, 均方根误差分别为 0.123 m 和 0.157 m。

关键词: 超宽带; 惯性测量单元; 因子图优化; 非视距; 识别与补偿

中图分类号: TN919

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025225

SW-FGO target tracking method with dynamic status recognition and compensation in LOS/NLOS environments

XIE Liangbo¹, YIN Huili¹, YANG Xiaolong¹, ZHOU Mu^{1,2}, XU Peng^{1,3}, LI Qi⁴

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China
2. Chongqing Key Laboratory of Dedicated Quantum Computing and Quantum Artificial Intelligence, Chongqing 400065, China
3. Chongqing Key Laboratory of Mobile Communications Technology, Chongqing 400065, China
4. Chongqing Key Laboratory of Intelligent Perception and Blockchain Technology, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China

Abstract: To address the degradation of positioning accuracy in complex indoor environments characterized by severe multipath propagation and signal blockage, multidimensional features such as the received signal power difference, the power difference fluctuation and the distance variation rate were first jointly analyzed to construct an environment-adaptive base station (BS) state perception model. Subsequently, a classification-based compensation mechanism was designed based on the availability of BSs under Non-line of sight (NLOS) conditions. Finally, a sliding window factor graph optimization (SW-FGO) model was employed, in which ultra-wide band (UWB) distance information, inertial measurement unit (IMU) motion information, and compensated reliable BS information were integrated to achieve trajectory tracking of the target. Experimental results demonstrate that the proposed method achieves average errors of 0.099 m and 0.136 m, and root mean square errors of 0.123 m and 0.157 m in the laboratory and underground Parking LOS/NLOS.

Keywords: UWB, IMU, FGO, NLOS

收稿日期: 2025-08-14; 修回日期: 2025-12-09

通信作者: 李琦, liqi1@ctbu.edu.cn

基金项目: 重庆市自然科学基金资助项目 (No.CSTB2023NSCQ-MSX0249, No.CSTB2023NSCQ-LZX0126, No.CSTB2023NSCQ-LZX0066); 重庆市教委科学技术研究基金资助项目 (No.KJQN202300615)

Foundation Items: Chongqing Natural Science Foundation Project (No.CSTB2023NSCQ-MSX0249, No.CSTB2023NSCQ-LZX0126, No.CSTB2023NSCQ-LZX0066), Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN202300615)

0 引言

近年来, 智能制造、智慧物流、机器人导航及可穿戴设备等技术快速发展, 推动了对高精度室内定位的迫切需求。与室外环境相比, 室内空间结构复杂、障碍物密集, 传统定位技术在此类场景下易受信号遮挡和多径效应^[1]影响, 难以满足实际应用对定位精度和系统稳定性的要求。

超宽带^[2] (UWB, ultra wideband) 技术是一种利用纳秒级脉冲信号的无线定位技术, 通过测量脉冲信号在发送端与接收端之间的传播时间实现高精度的距离估计, 与传统的无线局域网^[3]、蓝牙^[4]、射频识别^[5]等室内定位技术相比, 具有高精度、高抗干扰能力、低功耗、低发射功率和强穿透性的优势。然而, UWB 技术在非视距 (NLOS, non-line-of-sight) 环境中容易受到信号遮挡和多径效应的影响^[6], 从而导致定位精度下降。针对 NLOS 对 UWB 室内定位系统精度的影响, 已有研究提出了多种识别方案, 主要包含基于信道参数分析^[7]、轨迹一致性约束^[8]、机器学习^[9]等技术路线。这些方法在特定条件下可有效提升识别精度, 但普遍存在特征选取敏感、高分辨率硬件依赖强以及泛化能力不足等问题, 难以适应动态变化的 LOS/NLOS 环境。惯性测量单元^[10] (IMU, inertial measurement unit) 作为一种高精度的传感器设备, 无需外部信号, 具有自主性强、响应速度快、精度高等优势, 但存在累积误差的问题^[11]。因此, 单独依赖 UWB 或 IMU 进行室内定位各有局限, 将 UWB 与 IMU 进行融合已成为提高室内定位精度和可靠性的有效途径。

近年来, 研究者围绕 NLOS 识别问题与 UWB/IMU 融合定位开展了大量研究。文献^[12]提出了一种可重置残差加权粒子滤波方法, 用于 NLOS 误差识别与补偿。该方法通过残差计算、权重分配和两级粒子筛选机制抑制遮挡影响, 并结合扩展卡尔曼滤波 (EKF, extended Kalman filter) 与加权无偏有限脉冲响应滤波, 融合惯性导航系统 (INS, inertial navigation system) 和 UWB 数据, 同时利用故障诊断机制动态切换滤波模式, 以兼顾精度与鲁棒性。文献^[13]基于模糊综合评价的 NLOS 识别方法, 结合 UWB 信号多维特征与双权重机制量化 NLOS 概率, 并借助遗传算法和改进的鲁棒 EKF 融合 UWB、IMU 和地磁指纹信息, 实现对 LOS/NLOS

环境的适应性定位。文献^[14]基于运动惯性辅助进行隐式 NLOS 抑制, 利用历史航向角作为基准, 动态评估 UWB/IMU 当前位置偏差并分配传感器权重, 通过运动惯性估计自适应卡尔曼滤波, 依据夹角偏差动态缩放误差协方差矩阵实现融合权重分配。文献^[15]则采用 BERT 算法处理信道脉冲响应 (CIR, channel impulse response) 实现高精度 NLOS 识别, 结合可信度筛选机制剔除异常测距值, 并通过紧耦合优化策略实现 UWB 与 IMU 的双向反馈融合。文献^[16]引入 EM 等多种机器学习算法对 NLOS 误差进行建模和修正, 并在融合阶段采用基于广义概率数据关联的松耦合方法来整合 INS 和 UWB, 增强系统定位能力。文献^[17]提出了一种基于几何建模与误差地图的策略, 其核心思想是利用 UWB 穿墙传播的空间几何平衡方程对 UWB 测量误差进行建模, 并离线构建空间误差地图, 再结合灰狼优化算法实现目标定位。文献^[18]采集 CIR 特征并构建长短期记忆网络分类模型以实现 NLOS 识别, 依据统计特性进行偏差修正, 并采用 EKF 实现 UWB 与 IMU 数据的融合。文献^[19]利用基于接收信号强度与测距信息的支持向量机模型, 结合 IMU 与里程计的距离一致性规则判别 NLOS, 并根据 LOS 数量选择自适应 EKF 或紧耦合因子图优化 (FGO, factor graph optimization) 融合, 以计算目标位置。

尽管现有方法在 NLOS 识别与 UWB/IMU 融合方面取得了一定成效, 但仍存在对模型依赖性强、实时性受限或对先验数据敏感等问题。为进一步提升室内轨迹跟踪的精度, 本文提出一种 LOS/NLOS 环境下融合基站状态识别的滑动窗口因子图优化 (SW-FGO, sliding window factor graph optimization) 轨迹跟踪方法。该方法首先通过基站状态识别, 有效判断当前 LOS/NLOS 环境条件和基站可用性, 然后采用基于状态感知的测距补偿法修正 NLOS 下的测距, 最后利用 SW-FGO 对 IMU 惯性数据和 UWB 测距信息进行融合。经验证, 本文算法显著提升了跟踪精度。本文主要贡献包括以下 3 个方面。

1) 提出了一种自适应阈值机制的多特征融合基站状态感知模型。通过联合分析接收信号功率差及其波动特性和测距变化率等多种特征, 构建了一个自适应阈值机制的 LOS/NLOS 状态及可用性实时识别模型, 提升了基站的测距精度和系统观测数据的可靠性。

2) 设计了一种基于状态感知的分类补偿机制。该机制根据识别出的 NLOS 路径的可用性, 对观测数据进行分级处理。对于处于 NLOS 且可用状态的基站, 利用滑窗内的历史轨迹信息对其进行动态修正; 对于 NLOS 且不可用的基站, 则采用基于位移估计的虚拟基站补偿, 从而有效提升 LOS/NLOS 环境下观测数据的可用性与系统连续性。

3) 建立了紧耦合且具备不确定性自适应能力的 SW-FGO 优化模型。该模型在同一框架内融合先验因子、IMU 预积分因子和基于基站状态补偿的 UWB 测距因子, 形成对环境变化敏感的自适应优化目标, 并采用莱文贝格-马夸特 (LM, Levenberg-Marquardt) 算法求解后, 实现对目标运动轨迹的跟踪。

1 背景

1.1 UWB 定位

UWB 定位常采用双向测距法 (TWR, two-way ranging), 通过测量信号往返所需的时间, 并结合光速计算出从发送端到接收端之间的距离。本文采用双边双向测距方式 (DS-TWR, double-sided two-way ranging), 原理如图 1 所示。

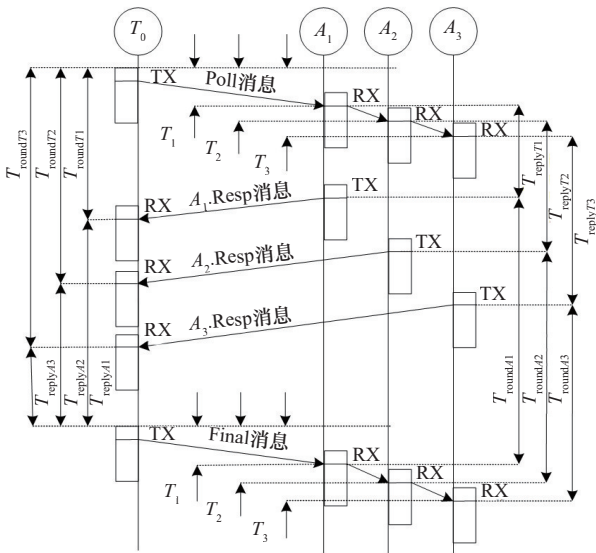


图 1 DS-TWR 原理

在图 1 中, 标签发送 Poll 消息到 3 个基站, 然后基站在预定义的回复时间后按顺序发送 Resp 消息。接下来, 标签接收从基站发送的 Resp 消息并向基站发送 Final 消息, 完成测距消息交换。因此, 基站 A_n 的飞行时间 T_n 的计算式^[20]为

$$T_n = \frac{(T_{\text{round}T_n} T_{\text{round}A_n} - T_{\text{reply}T_n} T_{\text{reply}A_n})}{(T_{\text{round}T_n} + T_{\text{round}A_n} + T_{\text{reply}T_n} + T_{\text{reply}A_n})} \quad (1)$$

其中, n 取 1、2、3。

利用信号传播的速度, 可得到标签与基站之间的距离, 用于后续定位, 即

$$D_n = T_n c \quad (2)$$

1.2 IMU 定位

IMU 数据采集自机体坐标系, 为获取全局运动状态, 需将其转换至导航坐标系。为实现坐标系转换, 本文采用四元数建模姿态。四元数由 1 个实部和 3 个虚部构成, 形式为

$$q = \omega + xi + yj + zk \quad (3)$$

其中, ω 是实数部分, x 、 y 、 z 是虚数部分。

若已知欧拉角 ϕ 、 θ 、 ψ , 即绕 x 、 y 、 z 轴的旋转角度, 其对应的复合旋转矩阵 R 为

$$R = R_z(\psi)(R_y(\theta)R_x(\phi)) \quad (4)$$

其中, $R_x(\phi)$ 、 $R_y(\theta)$ 、 $R_z(\psi)$ 分别表示各坐标轴的基本旋转矩阵。为了从旋转矩阵 R 恢复四元数表示, 本文采用基于矩阵迹的求解方法^[21], 利用四元数与旋转矩阵之间的同构关系快速获取其等效四元数表达。

完成四元数姿态解算后, 可将机体坐标系下的加速度旋转至导航坐标系。

$$a^N = qa^Bq^* \quad (5)$$

随后, 在导航坐标系中的速度和位移可以分别表示为

$$v(t) = v_0 + \int_{t_0}^t a^N(\tau) d\tau \quad (6)$$

$$d(t) = \int_{t_0}^t v(\tau) d\tau \quad (7)$$

1.3 FGO 融合定位

FGO 提供了一种基于概率图模型的状态估计框架, 其核心思想是将复杂的全局优化问题分解为局部约束的乘积形式, 通过最大化联合概率密度函数实现系统状态的最优估计。本文采用 FGO 对 UWB 和 IMU 数据进行融合实现状态估计。FGO 原理如图 2 所示, 首先将状态估计问题建模为因子图, 变量 1 和变量 2 代表待估计的系统状态, 因子 1、因子 2 和因子 3 表示来源于测量值或先验信息的状态约束。

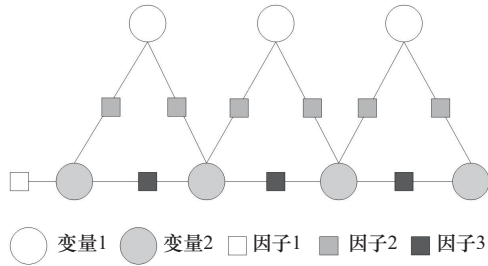


图 2 FGO 原理

FGO 的求解过程包括 3 个关键步骤。

首先, 将联合概率密度函数因式分解为各个局部因子的乘积, 即

$$p(\mathbf{X}) \propto \prod_i f_i(\mathbf{X}_i) \quad (8)$$

其中, \mathbf{X} 为所有待估计状态, f_i 为第 i 个因子, \mathbf{X}_i 为该因子涉及的变量子集。

其次, 基于贝叶斯原理推导出状态的最大后验估计为

$$\mathbf{X}^* = \arg \max_{\mathbf{X}} p(\mathbf{X}|\mathbf{Z}) \quad (9)$$

其中, \mathbf{Z} 为所有观测数据。

最后, 通过负对数似然变换将问题转化为非线性最小二乘问题, 并通过优化算法进行求解, 表达式为

$$\mathbf{X}^* = \arg \min_{\mathbf{X}} \sum_i \|h_i(\mathbf{X}_i) - z_i\|_{\Sigma_i}^2 \quad (10)$$

其中, $h_i(\cdot)$ 为观测模型, z_i 为实际观测值, $\|\cdot\|_{\Sigma_i}^2$ 为马氏距离, Σ_i 为协方差矩阵。

通过 FGO 将复杂的多传感器融合问题转化为图优化问题, 借助非线性最小二乘求解, 充分结合 IMU 在短时间内的低频高精度特性和 UWB 的全局位置信息优势, 从而实现了状态的高精度估计。

2 定位系统

2.1 系统框架

基于基站状态识别的 UWB 与 IMU 融合的系统框架如图 3 所示。该定位模型由 3 个 UWB 基站和 1 个内置 IMU 的 UWB 目标标签组成, 整个系统主要可以划分为 3 个功能模块, 分别为基站状态识别模块、基于状态感知的测距补偿模块和基于 SW-FGO 融合定位模块。

针对 LOS/NLOS 环境下信号受障碍物遮挡和多径效应的影响较严重, 本文提出了一种融合基站状态识别的 SW-FGO 轨迹跟踪方法。首先, 基于 CIR 信息计算信号接收功率差, 联合基站和标签之间的距离变化率, 对基站状态进行识别。其次, 对识别结果进行分类, 当基站状态为 LOS 且可用时, 可以直接利用测距结果; 当基站状态为 NLOS 且可用时, 使用历史状态下 LOS 且可用和 NLOS 且可用的测距信息进行动态修正; 当基站状态为 NLOS 且不可用时, 则将前一时刻的目标

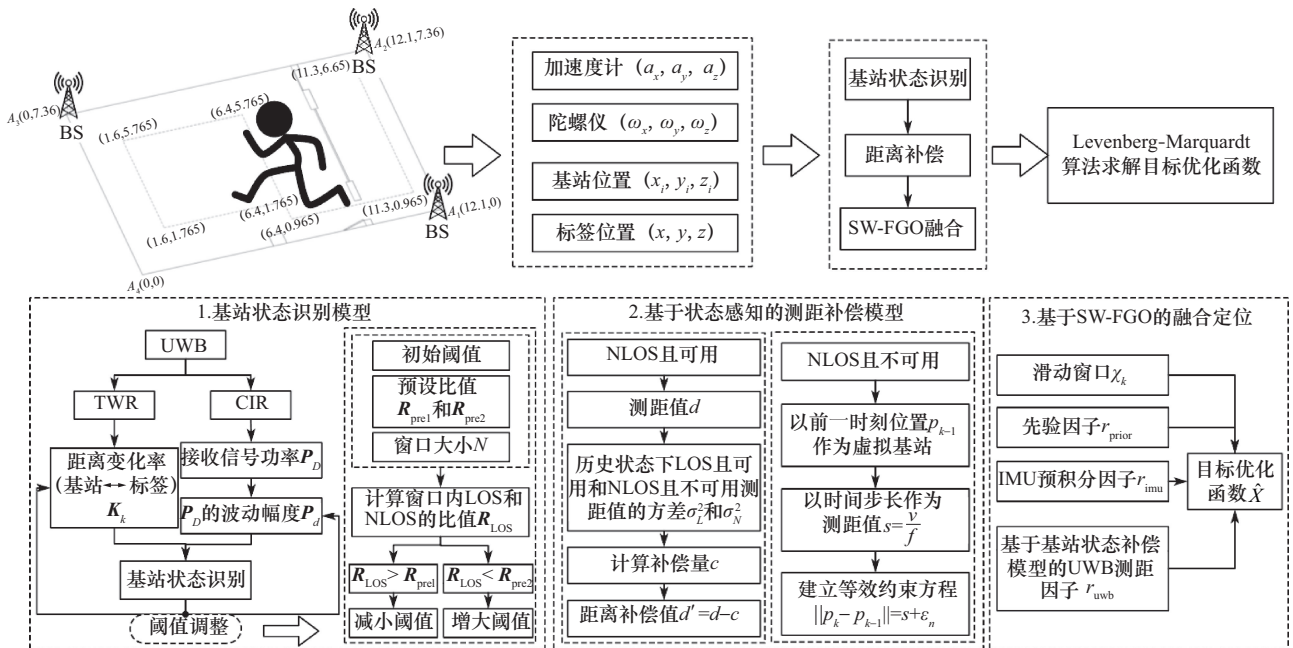


图 3 UWB-IMU 融合的系统框架

位置构建为虚拟基站，替代原不可用基站，并以时间步长对应的理论位移量 s 作为测距值进行补偿。最后，引入先验因子、IMU 预积分因子、基于基站状态补偿模型的 UWB 测距因子，通过 SW-FGO 融合相关因子并建立目标优化函数，采用 LM 算法求解该函数，实现对目标的轨迹跟踪。本系统基于 FGO 优化框架在多传感器紧耦合与批量处理历史数据方面的内在优势，构建了一个集 NLOS 实时识别、前馈校正与鲁棒估计于一体的自适应 UWB 定位系统。

2.2 基站状态识别模型

1) 信道状态判别

CIR 可反映信号传播特性，包括时延、衰减和相位变化等。在 LOS 条件下，CIR 曲线通常呈现出能量集中且第一路径明显的特征，而在 NLOS 条件下，受遮挡和多径干扰影响，能量分布更为离散，整体信号强度也随之下降。LOS 路径和 NLOS 路径传输的 CIR 对比曲线如图 4 所示。

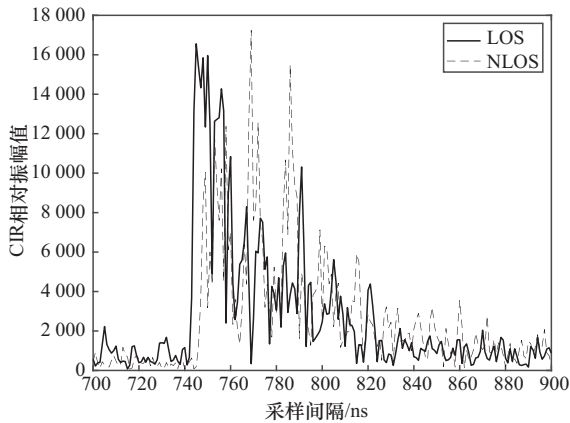


图 4 LOS 路径和 NLOS 路径传输的 CIR 对比曲线

基于此特性，可通过比较信号总接收功率与第一路径接收功率之间的差值，识别 NLOS 状态。定义功率差指标为

$$P_D = P_{RX} - P_{FP} = 10 \lg \left(\frac{C \times 2^{17}}{F_1^2 + F_2^2 + F_3^2} \right) \quad (11)$$

其中， P_{RX} 和 P_{FP} 分别是总接收功率和第一路径功率， C 是 CIR 功率， F_1 、 F_2 和 F_3 是 UWB 收发器报告的第一个路径幅度值。LOS 场景中，该差值较小且波动幅度不明显；而 NLOS 场景中，该差值较大且幅值跨度大。LOS 路径和 NLOS 路径传输的 P_D 对比曲线如图 5 所示。

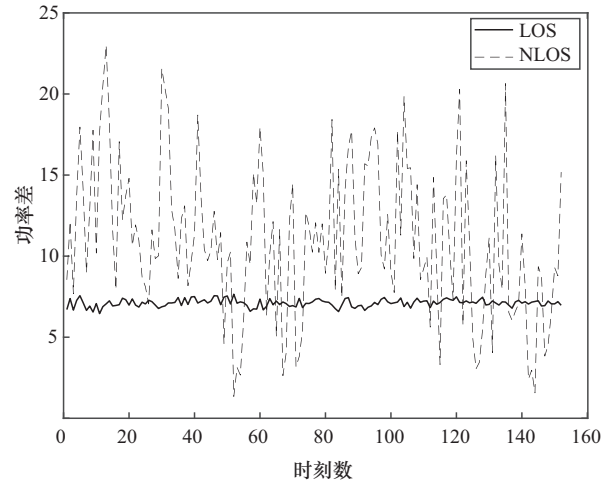


图 5 LOS 路径和 NLOS 路径传输的 P_D 对比曲线

为了增强状态识别的稳定性，引入滑动窗口内 P_D 幅值变化的样本标准差作为辅助特征，即

$$P_d = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=k-N+1}^k (P_{D_i} - \bar{P}_{D_i})^2} \quad (12)$$

$$\bar{P}_{D_i} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k P_{D_i} \quad (13)$$

其中， P_{D_i} 为窗口内的 P_D ， N 为窗口大小。实验结果表明，当 N 取 8 时，在实时性与稳定性间取得较好平衡。

然后，将 P_D 、 P_d 和其阈值 λ_p 、 γ_p 定义为准则 1，以确定基站在 k 时刻是否受到 NLOS 遮挡， $J_{k,1}$ 表示为

$$J_{k,1} = \begin{cases} 1, & P_D \leq \lambda_p \text{ 且 } P_d \leq \gamma_p \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

其中，1 表示 LOS，0 表示 NLOS。当 $P_D > 10$ 时^[22]，信号更可能处于 NLOS，所以这里 λ_p 取 10。由于标签一直处于运动状态，为适应环境变化，阈值 γ_p 的动态调整策略为

$$\gamma_p = \begin{cases} \max(\gamma_p - (\alpha_p \mu_p + \beta_p \sigma_p), 1.5), & R_{LOS} > 0.65 \\ \min(\gamma_p + (\alpha_p \mu_p + \beta_p \sigma_p), 3.5), & R_{LOS} < 0.2 \end{cases} \quad (15)$$

其中， μ_p 与 σ_p 分别为窗口内 P_D 的均值和标准差， $\alpha_p = 0.05$ 和 $\beta_p = 0.01$ 是通过网格搜索优化^[23]确定的调节系数。1.5 和 3.5 为统计分析下设定的最小和最大边界，用于防止误判和过度响应。当 R_{LOS}

高时, 系统认为当前环境良好, 应降低阈值以提高灵敏度; 反之则提高阈值以增加鲁棒性。 α 和 β 被设置成远小于 1 的正数, 每次更新只是微小调整, 避免了策略的剧烈振荡, 确保了调整过程的平滑性。

根据实验数据统计, 窗口内满足 $J_{k,1} = 1$ 的样本比例集中分布于 60%~70%, 而在 NLOS 遮挡实验中, 窗口内被判定为 LOS 的样本比例降至 20% 以下, 因此 LOS 比例高低的判别阈值分别设置为 0.65 和 0.2, 用于触发不同的调整策略。

通过动态调整阈值, 系统可以在稳定的 LOS 条件下变得更加敏感, 在复杂的 NLOS 条件下保持足够的稳健性, 最终提高整体系统的准确性。

2) NLOS 状态下基站可用性评估

当信号从 LOS 过渡至 NLOS 时, 标签与基站之间的测距值 d 会发生非平滑波动^[24]。此外, 当信道被判定为 NLOS 时, 由于不同基站受 NLOS 影响的程度存在差异, 因此还需进一步判断基站是否具备测距可用性。

为此, 本文引入距离变化率的样本标准差作为评估指标, 即

$$K_k = \frac{|d(k) - d(k-1)|}{t(k) - t(k-1)} \quad (16)$$

$$K = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=k-N+1}^k (K_i - \bar{K}_i)^2} \quad (17)$$

$$\bar{K}_i = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k K_i \quad (18)$$

式(17)利用窗口内距离变化率的样本标准差 K 来表示其波动程度。其中, K_i 为窗口内的 K_k , \bar{K}_i 为 K_i 的均值, N 为窗口大小, 本文设置为 8。

将 K 和阈值 γ_K 定义为准则 2, 由 $J_{k,2}$ 表示为

$$J_{k,2} = \begin{cases} 0, & K > \gamma_K \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (19)$$

其中, 0 表示不可用, 1 表示可用, γ_K 同样采用动态调整策略。由于 LOS 状态的测距值较稳定且测距误差较小, 因此 LOS 状态下的基站直接被判定为可用。

基站可用性判别阈值 γ_K 同样根据 LOS 比例动态调整, 表达式为

$$\gamma_K = \begin{cases} \max(\gamma_K - (\alpha_K \mu_K + \beta_K \sigma_K), 0.3), & R_{\text{LOS}} > 0.65 \\ \min(\gamma_K + (\alpha_K \mu_K + \beta_K \sigma_K), 0.7), & R_{\text{LOS}} < 0.2 \end{cases} \quad (20)$$

其中, μ_K 与 σ_K 分别为窗口内 K_k 的均值和标准差, 调整因子通过网格搜索优化确定为 $\alpha_K = 0.02$ 和 $\beta_K = 0.01$, 边界值 0.3 和 0.7 由实测环境下的统计分析 & 性能调优确定。同样, 当 R_{LOS} 高时, 系统认为当前环境较稳定, 应降低阈值; 反之则提高阈值。

算法 1 展示了基于上述 2 个准则的基站状态识别流程。该方法可在不同环境中动态识别 LOS/NLOS 条件, 并进一步评估基站可用性, 为后续的测距修正与融合定位提供可靠依据。通过动态筛选出高质量测距数据, 有效提升系统整体定位精度与鲁棒性。

算法 1 基站状态识别

输入 信号接收功率差 P_d 及其阈值 λ_p , 滑动窗口内 P_d 幅值变化的样本标准差 P_d 及其阈值 λ_p , 滑动窗口内距离变化率的样本标准差 K 及其阈值 γ_K

输出 信道状态和基站可用性

- 1) if $P_d > \lambda_p$ then
- 2) if $K > \gamma_K$ then
- 3) return NLOS 且不可用
- 4) else
- 5) return NLOS 且可用
- 6) end if
- 7) else
- 8) if $P_d \leq \lambda_p$ then
- 9) return LOS 且可用
- 10) else
- 11) if $K > \gamma_K$ then
- 12) return NLOS 且不可用
- 13) else
- 14) return NLOS 且可用
- 15) end if
- 16) end if
- 17) end if

2.3 基于状态感知的测距补偿模型

针对不同类型的 NLOS 情形, 设计了相应的误差补偿机制, 以进一步提升跟踪系统的鲁棒性与精度。

1) 基于NLOS且可用基站的距离补偿

由于受到玻璃遮挡等轻微的NLOS影响，其测距值虽然可用于定位解算，但和LOS场景下的测距精度相比，还存在一定差距。NLOS且可用状态下的距离和斜率变化如图6所示，该状态下的距离变化率波动较小，测距值较稳定，且跟踪结果的误差较小，因此该基站的测距值可在补偿后用于后续跟踪。

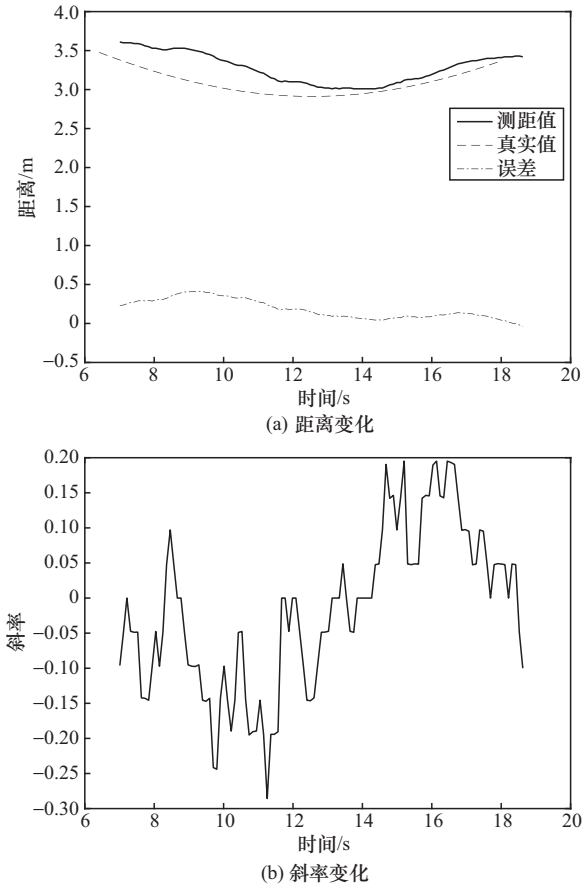


图6 NLOS且可用状态下的距离和斜率变化

由于信号在NLOS传播中需要经过反射、折射或绕射，实际传播路径比直线路径更长。因此，测距模型表示为

$$D(k) = d(k) + \varepsilon_{\text{NLOS}} + \varepsilon_n \quad (21)$$

其中， $D(k)$ 为测量距离， $d(k)$ 为标签与基站之间的实际距离， $\varepsilon_{\text{NLOS}}$ 表示由NLOS传播引入的误差， ε_n 表示由测量噪声引入的误差，服从零均值高斯分布。

当检测到当前时刻某基站状态为NLOS且可用时，首先利用当前时刻之前的历史LOS且可用状态下测距值的方差 σ_L^2 ，以及NLOS且可用状态下测距

值的方差 σ_N^2 来计算补偿量 $c(k)$ 。其次，将当前时刻下的测距值减去补偿量，从而得到距离补偿值为

$$c(k) = \max\left(\sqrt{\max(\sigma_N^2 - \sigma_L^2, 0)}, 0.1\right) \quad (22)$$

$$d^l(k) = d(k) - c(k) \quad (23)$$

由于本文所用模块在LOS环境下的测距精度为 ± 5 cm，因此将 $c(k)$ 的最小值设置为0.1 m。

2) 基于NLOS且不可用基站的步长补偿

由于墙体遮挡和多径效应等严重的NLOS干扰，测距值可能会出现异常增大的情况。NLOS且不可用状态下的距离和斜率变化如图7所示，该状态下的距离变化率波动较大，测距值不稳定。

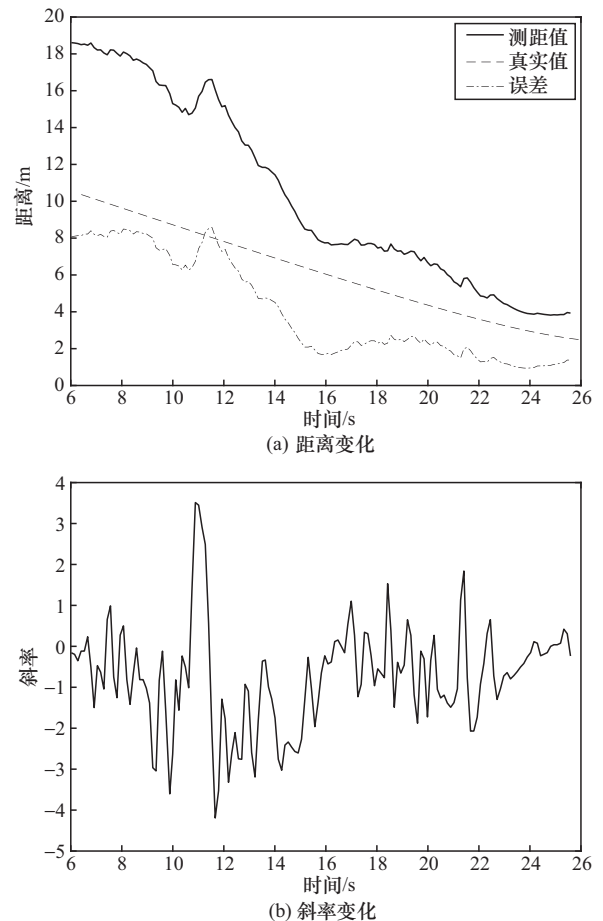


图7 NLOS且不可用状态下的距离和斜率变化

为了增强系统在NLOS环境下的鲁棒性，当检测到当前时刻某基站状态为NLOS且不可用时，利用位移估计的时间步长进行补偿，基于运动模型估计理论位置偏移量，构造等效约束为

$$s = \frac{v}{f} \quad (24)$$

其中, s 为当前时间步长对应的理论位移量, v 为目标平均移动速度, f 为 IMU 数据采样频率。具体而言, v 可通过 IMU 加速度积分得到的瞬时速度在滑动窗口内取值来计算, 即

$$v_i = v_{i-1} + \int_{t_{i-1}}^{t_i} a^N(\tau) d\tau \quad (25)$$

$$v = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k v_i \quad (26)$$

其中, v_i 为第 i 个采样点的瞬时速度, N 为窗口长度。该处理方式能够有效抑制单次积分噪声带来的波动, 提高速度估计的稳定性。

基于位移估计的虚拟基站模型如图 8 所示, 当基站处于不可用状态时, 其测距值相较于可用基站明显增大, 从而导致定位模糊区域扩大。为此, 本文引入基于前一时刻步长邻域, 对不可用基站进行修正, 以有效缩小定位区域。将前一时刻位置 p_{k-1} 作为虚拟基站, 步长 s 为测距值, 建立相应的等效约束方程为

$$\|p_k - p_{k-1}\| = s + \varepsilon_n \quad (27)$$

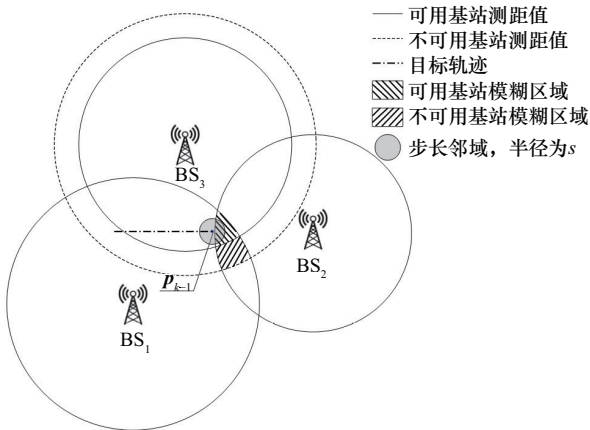


图 8 基于位移估计的虚拟基站模型

该虚拟基站的引入, 本质上是用一个可靠的、基于自身运动模型的约束来替代不可用的 NLOS 基站的测距约束, 从而保持轨迹解的连续性与可观测性, 该方法既避免了将无效测距直接引入优化模型带来的误差, 又充分利用了 IMU 的短时稳定性, 有效弥补了测距信息的缺失。

基于状态感知的测距补偿流程如图 9 所示。

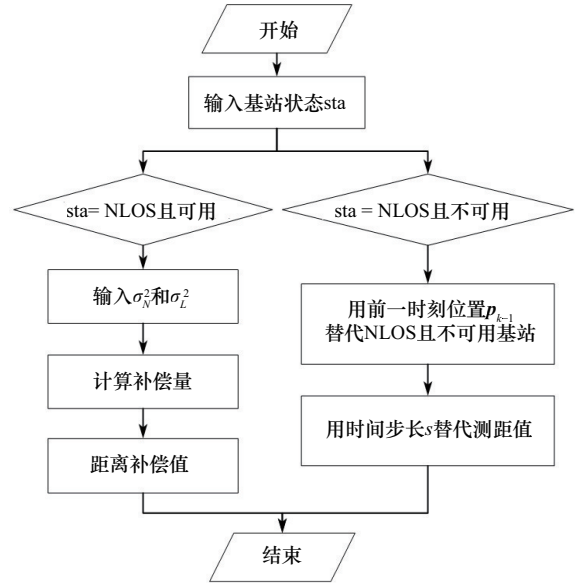


图 9 基于状态感知的测距补偿流程

该方法针对不同类型的 NLOS 误差实施差异化补偿策略, 利用历史数据和虚拟基站对异常测距值进行修正, 有效缓解 NLOS 引起的测距退化问题, 从而增强轨迹解算过程的连续性与稳定性。

2.4 基于 SW-FGO 的数据融合算法

鉴于传统优化策略在处理大规模数据时存在计算复杂度高的问题, 本文采用滑动窗口因子图优化策略以兼顾效率与精度。该策略在每一时刻 k , 仅对当前及其前 $N-1$ 个历史状态构成的滑动窗口进行局部优化, 有效减小了计算量, 同时保证了较高的优化精度。滑动窗口中的状态集合可表示为

$$\chi_k = \{X_{k-N+1}, X_{k-N+2}, \dots, X_k\} \quad (28)$$

其中, $X_k = [p_k, v_k, q_k]^T$ 表示 k 时刻的系统状态, 包含位置 $p_k = [x_k, y_k, z_k]^T$ 、速度 $v_k = [v_{x,k}, v_{y,k}, v_{z,k}]^T$ 和四元数姿态 $q_k = [q_{0,k}, q_{1,k}, q_{2,k}, q_{3,k}]^T$ 。

2.4.1 定义因子

为了实现优化, 系统通过最小化滑动窗口内各因子的加权残差平方和进行状态估计, 实现对状态变量的最大后验估计。本文引入了先验因子、IMU 预积分因子和基于基站状态模型的 UWB 测距因子, 各因子与每时刻基站状态变量的模型如图 10 所示。其中, 虚线框表示滑动窗口范围, 涵盖 N 个连续时刻点的状态变量, 本文选取的滑动窗口大小为 8。

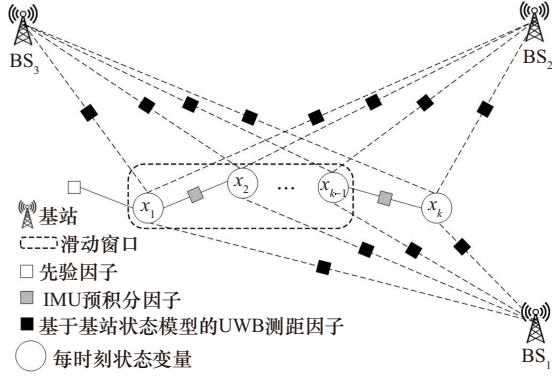


图 10 因子图模型

1) 先验因子

在滑动窗口的初始时刻引入初始位置、速度、姿态先验信息，约束系统状态的初始估计，即

$$\mathbf{r}_{\text{prior}} = \mathbf{X}_0 - \hat{\mathbf{X}}_0 = [p_0 \quad v_0 \quad q_0]^T \quad (29)$$

其中， \mathbf{X}_0 为真实的初始状态， $\hat{\mathbf{X}}_0$ 为估计的初始状态， p_0 为初始位置， v_0 为初始速度， q_0 为初始四元数姿态。

2) IMU 预积分因子

利用 IMU 在区间 (t_{k-1}, t_k) 内的加速度和角速度测量，通过连续积分形成预积分观测因子，即相邻时刻之间的运动约束为

$$\mathbf{r}_{\text{imu}}^{k-1,k} = \mathbf{X}_k - f(\mathbf{X}_{k-1}, \Delta\hat{\mathbf{a}}, \Delta\hat{\boldsymbol{\beta}}, \Delta\hat{\boldsymbol{\theta}}) \quad (30)$$

其中， \mathbf{X}_{k-1} 为前一时刻状态， \mathbf{X}_k 为当前时刻状态， $\Delta\hat{\mathbf{a}}$ 、 $\Delta\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 和 $\Delta\hat{\boldsymbol{\theta}}$ 分别是由 IMU 惯性导航解算得到的预积分位移、速度和姿态变化。

在因子图中，IMU 预积分因子的残差形式为

$$\mathbf{r}_{\text{imu}}^{k-1,k} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k-1}^T \left(\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1} - \mathbf{v}_{k-1} \Delta t - \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2 \right) - \Delta\hat{\mathbf{a}} \\ \mathbf{R}_{k-1}^T \left(\mathbf{v}_k - \mathbf{v}_{k-1} - \mathbf{g} \Delta t \right) - \Delta\hat{\boldsymbol{\beta}} \\ 2 \cdot \left(\text{vec} \left(\left(\Delta\hat{\boldsymbol{\theta}} \right)^{-1} \otimes \left(\mathbf{q}_{k-1}^{-1} \otimes \mathbf{q}_k \right) \right) \right) \end{bmatrix} \quad (31)$$

其中， \mathbf{R}_{k-1} 为前一时刻的旋转矩阵， $\text{vec}(\cdot)$ 表示从四元数中提取向量部分。

3) 基于基站状态补偿模型的 UWB 测距因子

每当接收到 UWB 测距时，给出位置观测因子为

$$\mathbf{r}_{\text{uwb}}^j = \|\mathbf{p}_k - \mathbf{a}^j\| - d_k^j \quad (32)$$

其中， \mathbf{p}_k 为要估计的标签位置，对于每个 LOS 状态下的基站 $j \in \mathbf{A}_k$ ， \mathbf{A}_k 表示在时刻 k 可用的基站集合， \mathbf{a}^j 为基站 j 位置， d_k^j 为测距观测值。优化器会调整 \mathbf{p}_k ，使计算出来的距离 $\|\mathbf{p}_k - \mathbf{a}^j\|$ 尽量贴合 \mathbf{p}_k 。

为抑制 NLOS 误差的影响，系统依据基站状态分别加入不同的补偿模型为

$$\mathbf{r}_{\text{status}}^j = \begin{cases} \|\mathbf{p}_k - \mathbf{a}^j\| + c - d_k^j, & \text{sta}_k = \text{"NLOS且可用"} \\ \|\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1}\| - s, & \text{sta}_k = \text{"NLOS且不可用"} \end{cases} \quad (33)$$

其中， c 为基站状态为 NLOS 且可用的补偿值， \mathbf{p}_{k-1} 为 NLOS 且不可用基站替换成的虚拟基站位置， s 为步长补偿值， sta_k 是由识别模型得到的当前时刻 NLOS 状态下的基站状态，用于动态选择补偿模式。

因此，基于基站状态补偿的 UWB 测距因子表示为

$$\mathbf{r}^j(k) = \begin{cases} \|\mathbf{p}_k - \mathbf{a}^j\| - d_k^j, & s_k^j = \text{"LOS且可用"} \\ \|\mathbf{p}_k - \mathbf{a}^j\| - (d_k^j - c), & s_k^j = \text{"NLOS且可用"} \\ \|\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1}\| - s, & s_k^j = \text{"NLOS且不可用"} \end{cases} \quad (34)$$

其中， s_k^j 表示基站 j 在时刻 k 的状态。

2.4.2 定义最终优化目标

FGO 优化框架的本质是求解系统状态的最大后验概率估计。基于贝叶斯定理，给定所有观测集合 \mathbf{Z} ，系统状态 \mathbf{X} 的后验概率为

$$P(\mathbf{X}|\mathbf{Z}) = \frac{P(\mathbf{Z}|\mathbf{X})P(\mathbf{X})}{P(\mathbf{Z})} \quad (35)$$

其中， $P(\mathbf{Z})$ 与状态估计无关，因此最大后验估计等价于最大化分子部分，即

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} P(\mathbf{Z}|\mathbf{X})P(\mathbf{X}) \quad (36)$$

假设所有观测相互独立，并且先验信息与观测似然均服从高斯分布，则上述联合概率可以分解为多个因子的乘积，即

$$P(\mathbf{Z}|\mathbf{X})P(\mathbf{X}) = \prod_k P(\mathbf{z}_k|\mathbf{X})P(\mathbf{X}_0) \quad (37)$$

其中， $P(\mathbf{X}_0)$ 表示先验因子， $P(\mathbf{z}_k|\mathbf{X})$ 表示 IMU 预积分因子和基于基站状态补偿模型的 UWB 测距因子。

在高斯假设下, 每一个因子项可以表示为

$$P(\mathbf{z}_k|\mathbf{X}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2}\|\mathbf{r}_k(\mathbf{X})\|_{\Sigma_k}^2\right) \quad (38)$$

其中, $\|\mathbf{r}_k(\mathbf{X})\|$ 为因子对应的残差函数, Σ_k 为对应观测的协方差矩阵。

因此, 后验概率的对数似然函数为

$$\ln(P(\mathbf{Z}|\mathbf{X})P(\mathbf{X})) \propto -\frac{1}{2}\|\mathbf{r}_{\text{prior}}\|_{\Sigma_p}^2 - \frac{1}{2}\sum_{i=k-N+1}^{k-1}\|\mathbf{r}_{\text{imu}}^{i-1,i}\|_{\Sigma_i}^2 - \frac{1}{2}\sum_{i=k-N+1}^k\sum_{j \in \mathcal{A}_k} \|\mathbf{r}_{\text{uwb}}^j(i)\|_{\Sigma_u}^2 \quad (39)$$

其中, Σ_p 、 Σ_i 和 Σ_u 分别为各因子对应的协方差矩阵, 用于加权调整各观测项的置信度。具体地, 先验因子的协方差 Σ_p 设置为对角矩阵, 其对角线元素反映了对各状态分量初始置信度的评估, 表达式为

$$\Sigma_p = \text{diag}\left(\sigma_{p_x}^2, \sigma_{p_y}^2, \sigma_{p_z}^2, \sigma_{v_x}^2, \sigma_{v_y}^2, \sigma_{v_z}^2, \sigma_{q_0}^2, \sigma_{q_1}^2, \sigma_{q_2}^2, \sigma_{q_3}^2\right) \quad (40)$$

其中, 各元素设置成一个较小的固定值, 具体数值根据系统初始化精度确定。IMU 预积分因子的协方差 Σ_i 由 IMU 的测量噪声和随机游走噪声通过误差状态的线性传播方程递推计算得出, 具有块对角结构, 即

$$\Sigma_i = \text{diag}\left(\Sigma_{\Delta p}, \Sigma_{\Delta v}, \sigma_{\Delta\theta}^2\right) \quad (41)$$

其中, $\Sigma_{\Delta p}$ 表示预积分位置误差的协方差矩阵, 其对角线元素 $\sigma_{\Delta p_x}^2$ 、 $\sigma_{\Delta p_y}^2$ 和 $\sigma_{\Delta p_z}^2$ 分别表示在 x 、 y 和 z 方向的位移不确定性, 主要由加速度计的噪声通过双重积分累积而来。 $\Sigma_{\Delta v}$ 表示预积分速度误差的协方差矩阵, 其对角线元素 $\sigma_{\Delta v_x}^2$ 、 $\sigma_{\Delta v_y}^2$ 和 $\sigma_{\Delta v_z}^2$ 分别表示在 x 、 y 和 z 方向的速度不确定性, 由加速度计噪声通过一次积分累积形成。 $\sigma_{\Delta\theta}^2$ 表示预积分旋转角度误差的方差, 主要由陀螺仪的噪声积分累积所致。基于基站状态补偿模型的 UWB 测距因子中, 由于每个 UWB 测距观测相互独立, 其协方差 Σ_u 为对角矩阵, 维度 m 为当前时刻可用基站的数量。每个对角线上的元素 σ^2 根据对应基站 j 的动态状态配置, 以反映不同观测质量的置信度。

若基站 j 为 “LOS 且可用” 状态, 其测距误差主要来源于设备固有的测量噪声, 该噪声在短时间内相对稳定。为确保实时性, 采用滑动窗口方差估计法, 表达式为

$$\sigma_{\text{LOS}_j}^2(t) = \frac{1}{N-1} \sum_{d \in \mathbf{W}_j(t)} (d - \bar{d})^2 \quad (42)$$

其中, $\mathbf{W}_j(t)$ 存储第 j 个基站在最近 N 次观测的所有原始测距值, \bar{d} 是当前窗口内所有 N 个测距的算术平均值。此时, $\sigma^2 = \sigma_{\text{LOS}}^2$, 取值较小, 表示高置信度。

若基站 j 为 “NLOS 且可用” 状态, NLOS 误差表现为一个正偏差, 其大小与遮挡物的材料和厚度相关, 具有时变和难以精确建模的特点。本文通过赋予一个极大的不确定性来降低该观测在优化中的权重, 使其不会对状态估计产生显著的干扰。具体地, 其取值基于大量实验, 通过统计典型环境下 NLOS 误差的大致范围, 并取其上限的平方作为固定方差。此时, $\sigma^2 = \sigma_{\text{NLOS}}^2$ 为固定值, 且取值较大, 表示低置信度。在典型室内和地下停车场环境中, 选择 NLOS 误差更大的地下停车场环境作为方差的最大值, 在 2 个场景中均可获得较高的跟踪精度。

若基站 j 为 “NLOS 且不可用” 状态, 在基站完全失效或被遮挡时, 用一个历史位置估计或固定点作为 “虚拟基站” 进行替换, 该观测完全基于预测, 可靠性最低。此时, $\sigma^2 = \sigma_{\text{virtual}}^2$, 为其分配最大的固定方差值, 通常比 σ_{NLOS}^2 再大一个数量级, 以使其约束作用变得极弱, 仅在完全失去其他基站信息时提供微弱的几何约束, 防止系统发散。

因此, 协方差矩阵 Σ_u 可表示为

$$\Sigma_u = \text{diag}\left(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\right) \quad (43)$$

其中, σ_i^2 按上述规则动态选取, 使优化器能够自适应地加权不同质量点 UWB 观测。

最大化该后验概率即等价于最小化其负对数似然比, 从而得到非线性最小二乘问题为

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}_k} \left(\|\mathbf{r}_{\text{prior}}\|_{\Sigma_p}^2 + \sum_{i=k-N+1}^{k-1} \|\mathbf{r}_{\text{imu}}^{i-1,i}\|_{\Sigma_i}^2 + \sum_{i=k-N+1}^k \sum_j \|\mathbf{r}_{\text{uwb}}^j(i)\|_{\Sigma_u}^2 \right) \quad (44)$$

利用 LM 算法求解该非线性最小二乘问题, 能够在保证收敛速度的同时兼顾求解的稳定性, 其核心在于其阻尼参数的自适应调节。通过迭代最小化先验因子、IMU 预积分因子和基于基站状态补偿模型的 UWB 测距因子所构成的总残差平方和, 最终获得最优状态估计结果。

2.4.3 算法复杂度分析

该算法每帧需进行一次局部因子图构建与优化，其复杂度主要由窗口大小 N 、状态维度和残差项数量决定。

在时间复杂度方面，假设滑动窗口内包含 N 个状态，每个状态节点需引入相应因子。残差项总数与 N 成正比，而采用的 LM 算法在单次迭代中复杂度约为 $O(N^3)$ ，实际迭代次数一般为 5~20 次。因此，总体时间复杂度可表示为 $O(M \cdot N^3)$ ，其中 M 为数据长度，即算法在时间上随窗口大小立方增长，并与数据长度呈线性关系。

在空间复杂度方面，主要开销来源于状态变量、窗口内状态存储、残差向量和 IMU 预积分中间量，整体复杂度约为 $O(M + N)$ 。

3 实验及仿真验证

3.1 实验设置

本文使用的 UWB 无线收发器是 HR-RTLS1 LD600(-I) 模块，该模块采用 DecaWave 官方 DW1000 作为核心 UWB 芯片，STM32F103CBT6 单片机作为主控 MCU，并且该模块内置功率放大器，最远通信距离可达 600 m，适用于远距离定位。LD-600(-I) 模块如图 11 所示，是在 LD600 模块的基础上，增加了内置 IMU 芯片 ICM-20948，内部集成三轴加速度计、三轴陀螺仪、三轴磁力计，可用于辅助 UWB 定位。模块的数据更新频率为 100 Hz，频率范围为 3 244~4 659 MHz，带宽为 500 MHz。

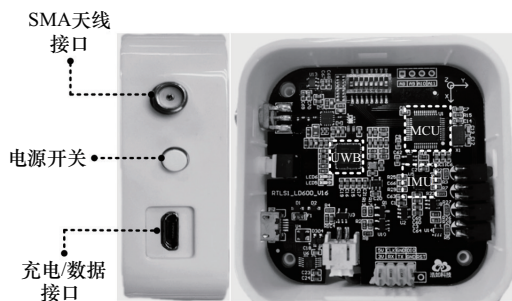


图 11 LD-600(-I) 模块

本文使用 1 个 LD600(-I) 模块作为标签，3 个 LD600 模块作为基站，用于测试的实验区域是一个室内实验室环境和地下停车场环境，基站部署在 2 m 的高度。预部署基站的整体实验环境如图 12 所示。



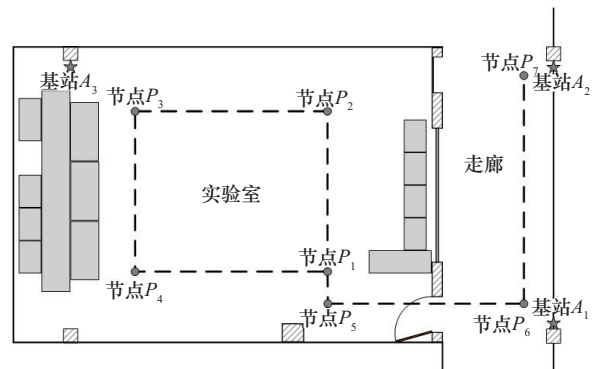
(a) 实验室环境



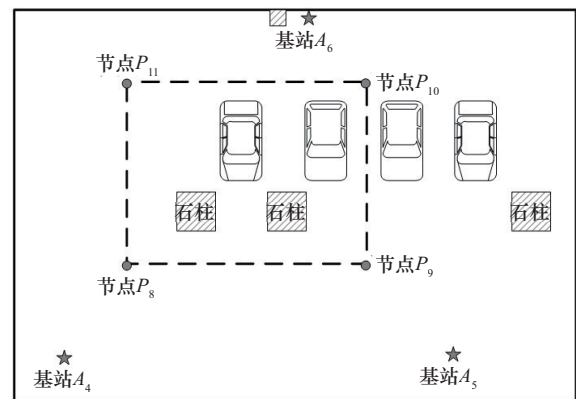
(b) 地下停车场环境

图 12 实验环境

由实验室、走廊和家具组成的实验区平面如图 13 所示，图 13 还展示了 UWB 基站和预设轨迹的部署，其中，五角星 $A_0 \sim A_6$ 是预设基站的位置，圆圈 $P_1 \sim P_{11}$ 是预设轨迹上的关键节点。预设基站和轨迹关键点坐标如表 1 所示，用户手持标签，沿着预设轨迹按顺序通过各节点。每当标签经过一个节点时，系统会记录时间戳，以计算其平均速度。



(a) 实验室环境



(b) 地下停车场环境

图 13 实验区平面图

表 1 预设基站和轨迹关键点坐标

关键点	坐标/m	关键点	坐标/m
A_1	(12.1, 0)	P_4	(1.6, 1.765)
A_2	(12.1, 7.36)	P_5	(6.4, 0.965)
A_3	(0, 7.36)	P_6	(11.3, 0.965)
A_4	(0, 0)	P_7	(11.3, 6.65)
A_5	(10.3, 0)	P_8	(0.8, 3.2)
A_6	(6.3, 14)	P_9	(8.3, 3.2)
P_1	(6.4, 1.765)	P_{10}	(8.3, 12.3)
P_2	(6.4, 5.765)	P_{11}	(0.8, 12.3)
P_3	(1.6, 5.765)		

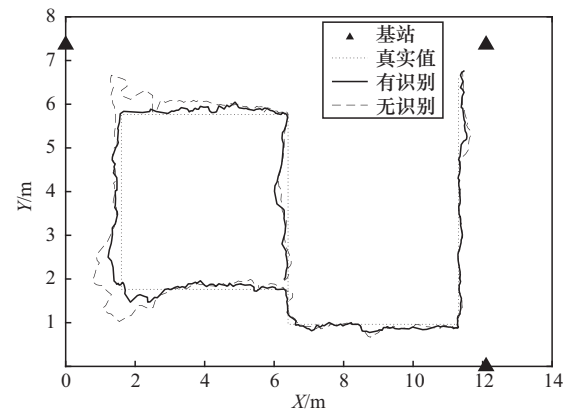
为确定基站状态识别模型中超参数的取值, 在保持其他参数不变的情况下, 测试了不同的 α_p 、 β_p 、 α_K 和 β_K 取值下的跟踪系统性能。实验结果表明, 当 α_p 取 0.05、 β_p 取 0.01、 α_K 取 0.02、 β_K 取 0.01 时, 系统的稳定性与适应性达到了最优平衡, 跟踪效果最优。

3.2 基站状态识别算法性能分析

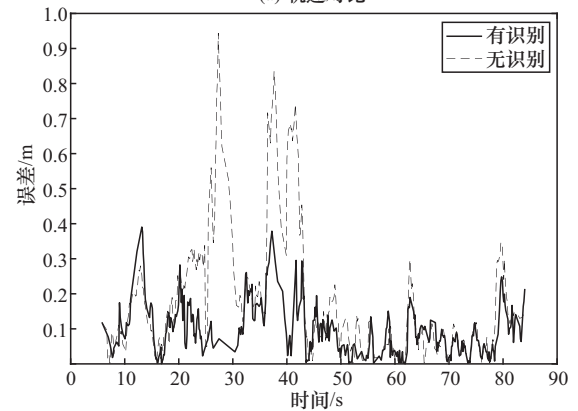
为验证本文基站状态识别模型在 LOS/NLOS 环境下的判别准确性及其对定位精度的影响, 本节在实验室环境中将标准 SW-FGO 方法与引入基站状态识别机制的改进方法进行对比, 基站状态有识别和无识别的性能对比如图 14 所示。

由图 14(a)的轨迹跟踪对比可知, 相比于未引入识别机制的轨迹, 融合基站状态识别后的轨迹整体更贴近真实路径, 呈现出更高的平滑性与稳定性, 验证了基站状态识别机制在提高轨迹连续性与抗干扰能力方面的有效性, 尤其适用于 LOS/NLOS 环境下的鲁棒定位。

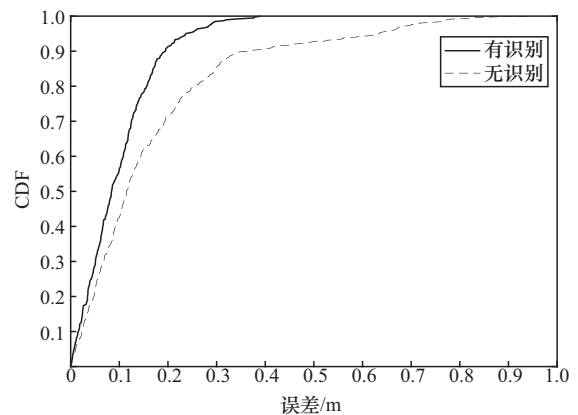
图 14(b)给出了误差随时间变化的对比结果。未引入识别的误差曲线在多个时段存在突增现象, 而引入识别后的误差曲线整体平稳且峰值明显受限。有基站状态识别和无识别的误差对比如表 2 所示。由表 2 可以看出, 有识别的整体误差表现均优于无识别。具体而言, 系统的平均误差、最大误差、均方根误差、误差标准差和中位数误差分别由 0.172 m、0.944 m、0.246 m、0.176 m、0.115 m 降低至 0.099 m、0.39 m、0.123 m、0.074 m 和 0.084 m, 性能分别提高了 42.44%、58.69%、50%、57.95%、26.96%。由此可见, 该机制在 LOS/NLOS 环境中具备较好的误差控制能力。



(a) 轨迹对比



(b) 误差对比



(c) CDF对比

图 14 基站状态有识别和无识别的性能对比

表 2 基站状态有识别和无识别的误差对比

基站状态	平均误差/m	最大误差/m	均方根误差/m	误差标准差/m	中位数误差/m
有识别	0.099	0.390	0.123	0.074	0.084
无识别	0.172	0.944	0.246	0.176	0.115

图 14(c)所示的误差累计分布函数 (CDF, cumulative distribution function) 进一步从统计角度揭示了 2 种方法在误差分布上的差异。结果显示, 在采用识别机制的情况下, 90% 的误差小于 0.2 m,

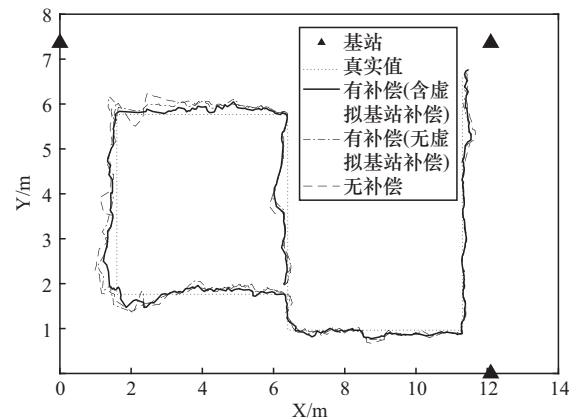
而无识别机制时该比例仅为约 70%。该差异进一步证明了引入状态识别不仅提升了系统的平均精度，同时显著增强了其在 LOS/NLOS 环境中的稳定跟踪能力。

3.3 基于状态感知的测距补偿算法性能分析

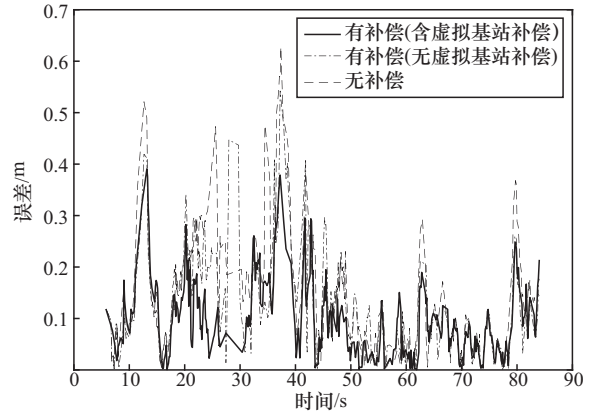
为了评估基于状态感知的测距补偿机制在抑制 NLOS 误差方面的有效性，本节在实验室环境中对比分析了 3 种方案：一是“有补偿（含虚拟基站补偿）”方法，二是“有补偿（无虚拟基站补偿）”方法，三是“无补偿”方法。有基站测距补偿和无补偿的性能对比如图 15 所示，有基站测距补偿和无补偿的误差对比如表 3 所示。

由图 15(a)可以看出，无补偿方案在 NLOS 影响较严重的区域轨迹波动明显，偏离预期路径；而 2 种补偿方案生成的轨迹与无补偿相比，更加平滑且连续，表明补偿机制能够有效地抑制异常测距对轨迹的干扰，提升跟踪稳定性。此外，不启用虚拟基站补偿机制与启用相比，轨迹跟踪的精度明显下降，表明虚拟基站补偿并非对 IMU 预积分信息的简单重复，而是在 UWB 观测完全失效的极端情况下，提供了一个无漂移的位移观测约束，该约束与 IMU 的相对运动先验相结合，共同保证了系统在 LOS/NLOS 环境下的鲁棒性。

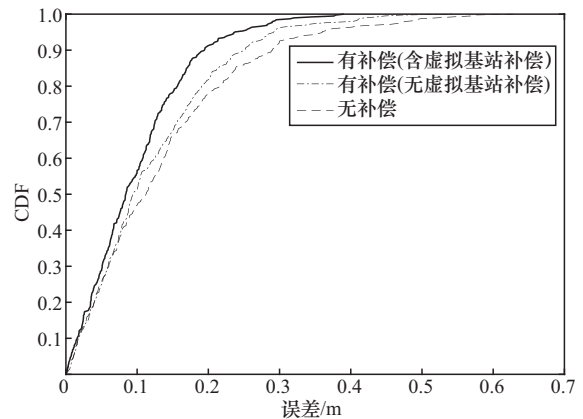
图 15(b)的误差对比曲线进一步说明了三者在数值精度上的差异，补偿方案整体误差更小、波动范围更窄，具备更好的误差控制能力。表 3 数据显示，补偿（含虚拟基站补偿）策略分别在平均误差、最大误差、均方根误差、误差标准差和中位数误差上相较于无补偿方案降低了 26.67%、37.9%、30.51%、35.65%、11.9%，验证了其在精度提升方面的显著效果。而补偿（含虚拟基站补偿）策略分别在平均误差、最大误差、均方根误差、误差标准差和中位数误差上相较于补偿（无虚拟基站补偿）策略降低了 18.18%、28.04%、19.61%、21.28%、11.58%，验证了虚拟基站补偿与 IMU 预积分因子的互补性。



(a) 轨迹对比



(b) 误差对比



(c) CDF对比

图 15 有基站测距补偿和无补偿的性能对比

图 15(c)的 CDF 对比曲线进一步量化了系统的鲁棒性，补偿（含虚拟基站补偿）方案在低误差范围内的累计概率较高，误差分布更集中，显示出更

表 3

有基站测距补偿和无补偿的误差对比

基站测距	平均误差/m	最大误差/m	均方根误差/m	误差标准差/m	中位数误差/m
有补偿（含虚拟基站补偿）	0.099	0.390	0.123	0.074	0.084
有补偿（无虚拟基站补偿）	0.121	0.542	0.153	0.094	0.095
无补偿	0.135	0.628	0.177	0.115	0.113

强的可靠性和一致性。

因此, 本文基于状态感知的测距补偿算法能够自适应地选择可靠的观测信息, 并与 IMU 预积分因子协同互补, 对存在 NLOS 干扰的测距数据进行修正, 有效提升了系统在 LOS/NLOS 环境下的鲁棒性和定位精度, 大大降低了由 NLOS 干扰引起的偏差。

3.4 SW-FGO 融合算法性能分析

为验证手持姿态对系统性能的影响, 本文对比了手持标签固定不动、手持标签摆臂前行、将标签放于口袋的 3 种不同姿态下的误差, 不同姿态的误差对比如表 4 所示, 不同姿态下的性能对比如图 16 所示。

表 4 不同姿态的误差对比

姿态	平均误差/m	最大误差/m	均方根误差/m	误差标准差/m	中位数误差/m
手持固定	0.099	0.390	0.123	0.074	0.084
摆臂行走	0.112	0.707	0.146	0.094	0.089
口袋携带	0.103	0.630	0.136	0.089	0.080

实验结果表明, 系统在不同持握方式下依然保持稳定的定位精度, 这主要得益于多因子协同优化降低了单一传感器的敏感性和滑动窗口优化对瞬时姿态变化的平滑处理。

为系统评估本文 SW-FGO 方法在实际定位任务中的整体性能, 选取 PF、EKF、UKF 和 IAEKF/FGO 作为对比算法, 重点分析在精度、稳定性和鲁棒性方面的优势表现, 其参数设置参照文献[6]、文献[11]、文献[24]和文献[19]设定。本文与其他算法在实验室环境中的性能对比如图 17 所示, 本文与其他算法在地下停车场环境中的性能对比如图 18 所示。

由图 17(a)和图 18(a)可以看出, 本文方法在整个轨迹范围内实现了更紧凑、连续和平滑的轨迹重构, 尤其是在高动态区域依然能够保持较高的定位一致性, 明显优于其他算法。相比之下, PF、EKF 和 UKF 在处理非线性及信道波动时易出现轨迹漂移或局部跳变, 反映出其在鲁棒性和适应性方面的不足。

各算法的误差对比如图 17(b)、图 18(b)及表 5 所示。本文方法在各误差指标上均优于其他算法, 在实验室环境中, 平均误差相较于 PF、EKF、UKF、IAEKF/FGO 分别降低了 57.87%、56.72%、60.16%、15.38%, 均方根误差降低幅度分别为 71.84%、55.43%、72.17%、22.15%。在地下停车场环境中, 平均误差相较于 PF、EKF、UKF、IAEKF/FGO 分别降低了 57.5%、49.82%、57.63%、18.56%, 均方根误差降低幅度分别为 62.44%、53.96%、63.66%、26.64%。这表明本文方法在抑制测距误差、提升跟踪精度方面具有明显优势。

图 17(c)和图 18(c)所示的 CDF 对比曲线进一步验证了本文方法的误差分布集中性, 其曲线在小误差区间内快速上升, 说明大部分误差被有效限制在较低水平, 体现出较强的鲁棒性和稳定性。

此外, 为验证算法的收敛性, 表 6 给出了不同初始残差下的迭代次数、优化耗时、优化后残差以及最终定位误差。

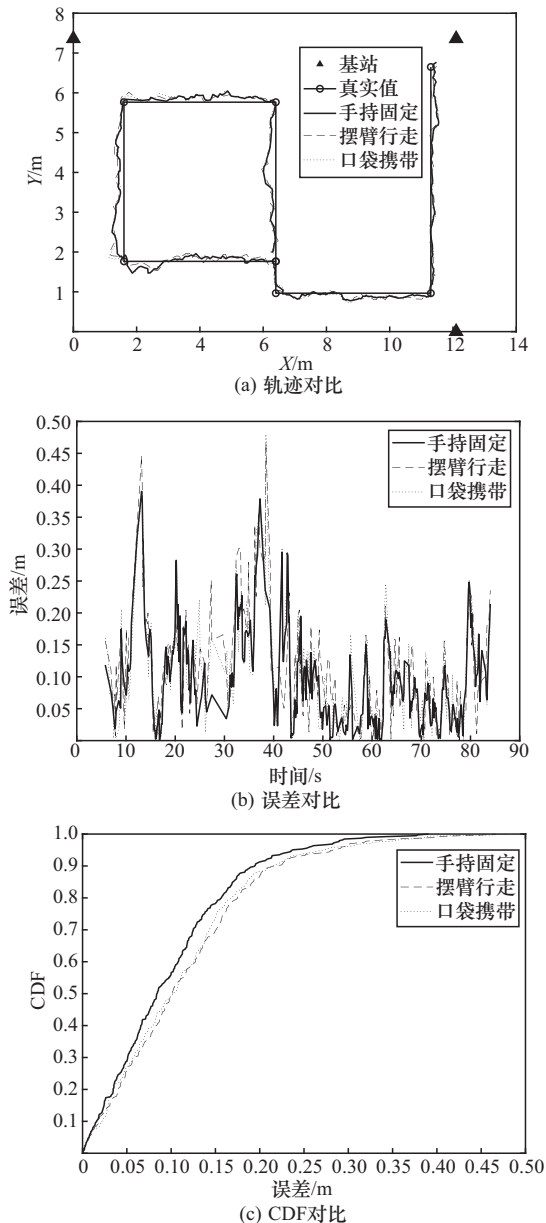
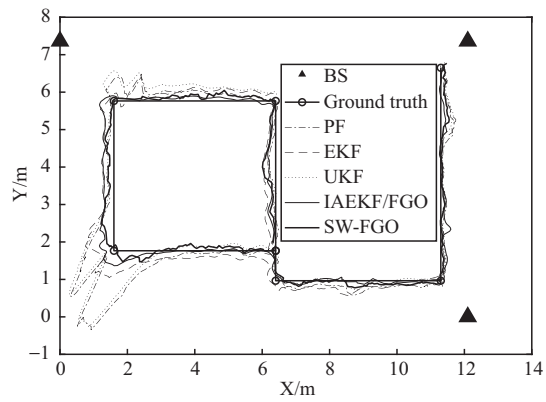
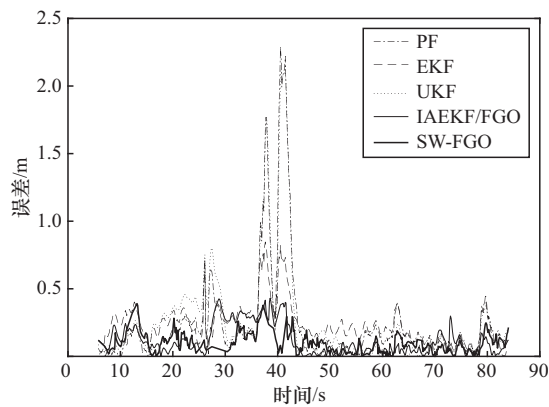


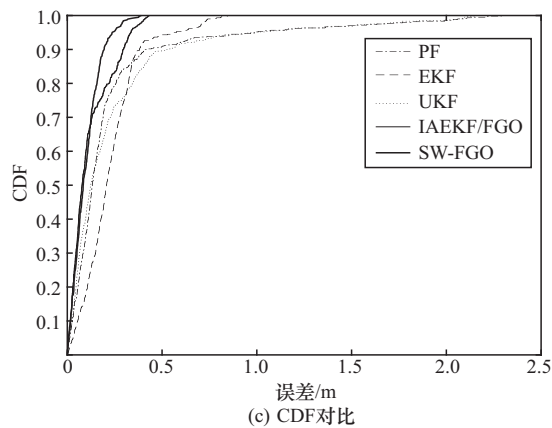
图 16 不同姿态下的性能对比



(a) 轨迹对比

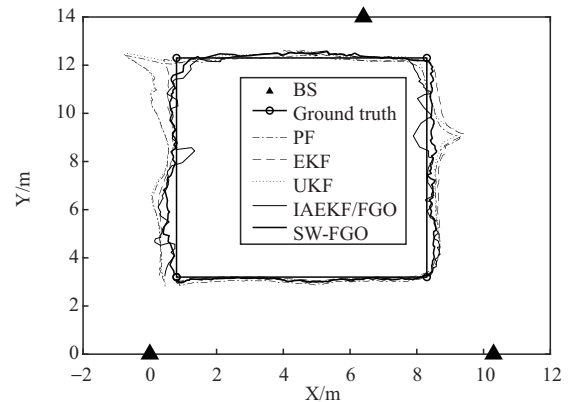


(b) 误差对比

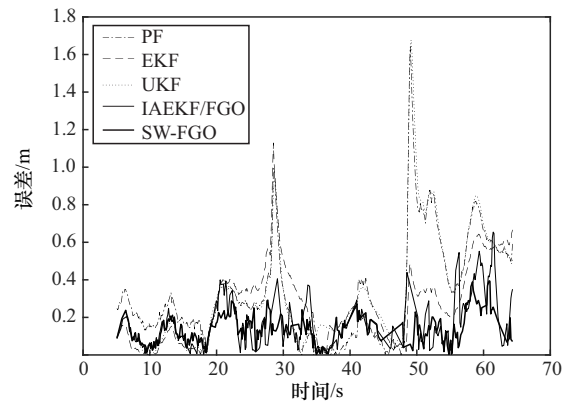


(c) CDF对比

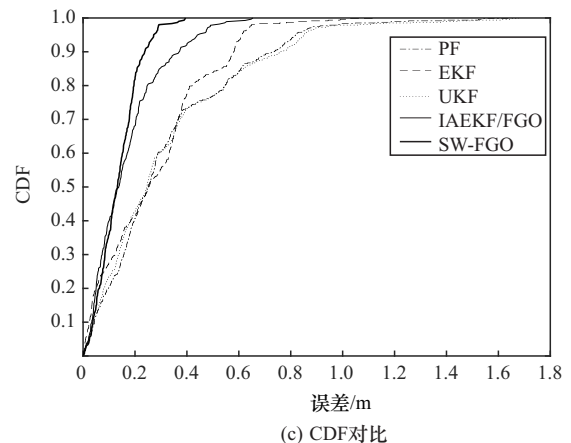
图 17 本文与其他算法在实验室环境中的性能对比



(a) 轨迹对比



(b) 误差对比



(c) CDF对比

图 18 本文与其他算法在地下停车场环境中的性能对比

表 5

各算法在场景 1/场景 2 下的误差对比

算法	平均误差/m	最大误差/m	均方根误差/m	误差标准差/m	中位数误差/m
PF	0.235/0.320	2.287/1.643	0.435/0.418	0.367/0.270	0.133/0.250
EKF	0.229/0.271	0.847/1.129	0.276/0.341	0.154/0.207	0.207/0.252
UKF	0.248/0.321	2.157/1.677	0.442/0.432	0.367/0.289	0.124/0.246
IAEKF/FGO	0.117/0.167	0.430/0.654	0.158/0.214	0.107/0.134	0.078/0.138
本文方法	0.099/0.136	0.390/0.395	0.123/0.157	0.074/0.078	0.084/0.132

表 6 不同初始残差下的本文方法性能对比

初始残差	优化后残差	迭代次数/次	耗时/s	定位误差/m
5.528 2	2.235 5	10	0.107 0	0.150 3
6.779 8	2.412 0	38	0.402 0	0.104 1
9.291 7	4.035 7	49	0.527 5	0.188 8
13.237 8	6.337 4	59	0.628 2	0.061 2
15.306 5	5.679 6	102	1.003 8	0.141 9
17.257 7	6.670 8	120	1.216 4	0.124 6
19.453 5	7.309 5	163	1.641 3	0.087 1
22.321 4	8.476 9	143	1.395 9	0.107 7
24.968 7	9.677 0	136	1.325 5	0.117 6
26.945 4	10.809 9	164	1.638 6	0.166 8

表 6 中, 初始残差指优化开始时目标函数的初始估计值, 优化后残差则为优化收敛后的目标函数值, 定位误差表示优化后状态估计与真实位置之间的距离。实验结果表明, 随着初始残差的增大, 优化后残差也会相应增大, 且优化所需的迭代次数和计算耗时呈正相关, 但整体仍能有效收敛。尽管迭代次数和耗时随初始残差增大有所上升, 算法仍能稳定完成优化。最终定位误差可以收敛到 0.2 m 以内, 且与初始残差不存在明显的线性关系, 表明本文方法在随机初始化条件下具有良好的收敛性和可靠性。

4 结束语

针对在多径传播和信号遮挡严重的复杂室内环境中定位精度下降的问题, 本文提出了一种在 LOS/NLOS 环境下融合基站状态识别的 SW-FGO 目标轨迹跟踪方法。首先, 该方法融合接收信号功率与测距变化率, 实现动态基站状态识别; 其次, 基于状态识别结果对不同情形下的 NLOS 测距误差进行补偿; 最后, 通过融合多种因子的 SW-FGO 建立目标函数以求解目标位置信息。本文的核心贡献在于提出了一种“感知-补偿-估计”一体化的自适应 UWB 定位新范式。实验结果表明, 本文方法在 LOS/NLOS 环境中能够显著提升定位精度, 与 PF、EKF、UKF 和 IAEKF/FGO 算法相比, 本文方法在减少极端误差、提升定位稳定性方面表现突出, 能够在 LOS/NLOS 环境中提供更精确、可靠的定位结果, 展现出良好的实际应用潜力。

参考文献:

- [1] CHO S, PAEK D H, SEOK H W, et al. BOC-PPDNet: BOC first arrival path detection in multipath channel for GNSS positioning[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(9): 5581-5594.
- [2] BACH S H, YI S Y. Constrained least-squares trilateration for indoor positioning system under high GDOP condition[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(3): 4550-4558.
- [3] YU S M, HAN K, PARK J, et al. Combinatorial data augmentation: a key enabler to bridge geometry- and data-driven WiFi positioning[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2025, 24(1): 306-320.
- [4] LUO Z Q, LI W M, WU Y J, et al. Accurate indoor localization for bluetooth low energy backscatter[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(2): 1805-1816.
- [5] WU C, GONG Z Y, TAO B, et al. RF-SLAM: UHF-RFID based simultaneous tags mapping and robot localization algorithm for smart warehouse position service[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(12): 11765-11775.
- [6] LIU J, ZHANG L, XU J G, et al. Dynamic feasible region-based IMU/UWB fusion method for indoor positioning[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(13): 21447-21457.
- [7] JIANG C H, CHEN S, CHEN Y W, et al. An UWB channel impulse response de-noising method for NLOS/LOS classification boosting[J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(11): 2513-2517.
- [8] SUN J, SUN W, ZHENG J, et al. UWB - IMU - odometer fusion for simultaneous calibration and localization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 12(1): 950-963.
- [9] ZHU F Y, YU K G, LIN Y R, et al. Robust LOS/NLOS identification for UWB signals using improved fuzzy decision tree under volatile indoor conditions[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.
- [10] LIU X K, WEN W S, HSU L T. GLIO: tightly-coupled GNSS/LiDAR/IMU integration for continuous and drift-free state estimation of intelligent vehicles in urban areas[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 1412-1422.
- [11] FENG D Q, PENG J J, ZHUANG Y, et al. An adaptive IMU/UWB fusion method for NLOS indoor positioning and navigation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(13): 11414-11428.
- [12] CHENG L, SONG J H, ZHAO W H. A hybrid EKF/WUFIR filter for indoor localization integrating INS and UWB data[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2025, 12(3): 2266-2276.
- [13] LI J K, XIU C D, YANG D K, et al. A novel two-stage IMU/MAG-aided UWB fusion algorithm for pedestrian localization in underground space[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-16.
- [14] YUAN G, SHI S Y, SHEN G, et al. MIAKF: motion inertia estimated adaptive Kalman filtering for underground mine tunnel positioning[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-11.
- [15] YANG H C, WANG Y J, SEOW C K, et al. NLOS identification and ranging trustworthiness for indoor positioning with LLM-based UWB-IMU fusion[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2025, 74: 1-17.

- [16] CHENG L, ZHAO F Y, ZHAO P, et al. UWB/INS fusion positioning algorithm based on generalized probability data association for indoor vehicle[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2024, 9(1): 446-458.
- [17] DONG M Y, QI Y H, WANG X B, et al. A non-line-of-sight mitigation method for indoor ultra-wideband localization with multiple walls[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2023, 19(7): 8183-8195.
- [18] 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.
- [19] SUN J, SUN W, ZHENG J, et al. A novel UWB/IMU/odometer-based robot localization system in LOS/NLOS mixed environments[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-13.
- [20] MAYER P, MAGNO M, BENINI L. Self-sustaining ultrawideband positioning system for event-driven indoor localization[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 11(1): 1272-1284.
- [21] CHEN X L, XIE Z C, EUN Y H, et al. An observation model from linear interpolation for quaternion-based attitude estimation[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [22] TIAN Q L, WANG K I-K, SALCIC Z. An INS and UWB fusion approach with adaptive ranging error mitigation for pedestrian tracking[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(8): 4372-4381.
- [23] 高虹雷, 门昌蹇, 王文剑. 多核贝叶斯优化的模型决策树算法[J]. 国防科技大学学报, 2022, 44(3): 67-76.
- GAO H L, MEN C Q, WANG W J. Algorithm for model decision tree with multi-kernel Bayesian optimization[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2022, 44(3): 67-76.
- [24] QIN Z Y, MENG Z Z, LI Z, et al. Compensating the NLoS occlusion errors of UWB for pedestrian localization with MIMU[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(11): 12146-12158.

[作者简介]



谢良波 (1986-), 男, 四川成都人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线定位与感知技术、低功耗混合信号集成电路技术、RFID射频识别技术、FPGA信号处理及FPGA神经网络加速等。



殷慧丽 (2001-), 女, 江苏泰州人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为室内无线定位。



杨小龙 (1987-), 男, 四川安岳人, 博士, 重庆邮电大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线定位感知、通感一体化。



周牧 (1984-), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线定位感知、量子精密测量、量子计算。



徐鹏 (1987-), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信技术、信息安全。



李琦 (1982-), 女, 重庆人, 博士, 重庆工商大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为大数据挖掘算法和应用研究、知识图谱的建立。