

# 面向磁浮交通的强电磁干扰智能感知及定位方法研究

何婉宁<sup>1</sup>, 陈锦锋<sup>1</sup>, 黄新林<sup>1,2</sup>

(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 200092; 2. 同济大学上海自主智能无人系统科学中心, 上海 200092)

**摘 要:** 超宽带 (UWB) 与惯性测量单元 (IMU) 融合定位是现阶段最具应用潜力的热点技术方向, 但面向高速磁浮交通领域, UWB 基站沿轨道部署使磁浮电磁干扰引入较大定位误差。针对此, 提出了一种基于时间序列的强干扰消除方法。首先, 构建关于信道状态的马尔可夫链, 形成集成信道状态的时间序列列车状态转移模型。其次, 利用迭代误差估计算法, 实时计算各基站与标签间的测距干扰误差。最后, 构建集成干扰分类的融合定位模型, 实现各基站与标签间测距干扰误差的消除, 以及融合定位增强。仿真结果表明, 所提方法优于其他 5 种典型干扰消除算法, 且在干扰偏差与变化较大时, 算法性能提升更显著。

**关键词:** 超宽带; 干扰检测; 定位增强

**中图分类号:** TP393.0

**文献标志码:** A

**DOI:** 10.11959/j.issn.1000-436x.2026048

## Research on intelligent perception and localization for maglev transportation under strong electromagnetic interference

He Wannings<sup>1</sup>, Chen Jinfeng<sup>1</sup>, Huang Xinlin<sup>1,2</sup>

1. School of Electronic and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China

2. Shanghai Research Institute for Intelligent Autonomous Systems, Tongji University, Shanghai 200092, China

**Abstract:** The ultra-wideband (UWB) and inertial measurement unit (IMU) fusion localization was currently the most promising technology direction with great application potential in railways. However, in high-speed maglev transportation, UWB anchors deployed along the track led to significant localization errors caused by maglev electromagnetic interference. Based on this, a joint time series and strong interference mitigation method was proposed. Firstly, a Markov chain was constructed to model the channel state and formed a time series train state transition model that integrated the channel state. Secondly, an iterative error estimation algorithm was used to calculate the ranging interference between each UWB anchor and target in real time. Finally, a fusion localization model integrating interference classification was constructed to eliminate ranging interference, as well as enhance fusion localization. Simulation results show that the proposed method outperforms five other typical interference mitigation algorithms. Moreover, the algorithm performance improvement is more significant with strong and varying interference.

**Keywords:** ultra-wideband, interference detection, localization enhancement

收稿日期: 2025-12-30; 修回日期: 2026-02-10

通信作者: 黄新林, xlhuang@tongji.edu.cn

基金项目: 中国科协青年科技人才培育工程博士生专项计划基金资助项目; 上海市自然科学基金资助项目 (No.25ZR1401342); 同济大学-上海电气集团交通自动化系统有限公司智慧轨道交通联合工程技术研究中心

**Foundation Items:** Doctoral Students Program of the Young S&T Talents Cultivation Project, The Natural Science Foundation of Shanghai (No.25ZR1401342), Tongji University-Shanghai Electric Trusted & Safe Transportation Limited Company Smart Rail Transit Joint Engineering Technology Research Center

## 0 引言

2025年印发的《交通强国建设试点申报方向指引》已将高速磁悬浮系统建设单列为重点方向<sup>[1]</sup>,列车时速可达600 km,其高精度定位是列车控制系统及功能安全的必要保障。目前,在轨道交通领域,超宽带(ultra-wideband, UWB)与惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)融合定位技术具备良好应用前景<sup>[2]</sup>、较高定位精度与刷新率。美国Humatics公司<sup>[3]</sup>于2019年在纽约完成UWB/IMU融合定位系统部署,其实测精度在30 cm以内。虽然UWB信号具备较强的抗多径能力,但在磁浮交通领域中存在电磁干扰,对UWB信号的质量影响较大。在实际运行过程中,存在同向车辆超车、对向车辆交会等特定场景和突发情况,使基站与标签间发生非视距(non-line-of-sight, NLoS)传输,引入一定测距误差。在磁浮交通领域中,UWB基站通常沿轨道布置,形成超长线状空间,UWB标签布置在列车上,在这种特定超长线状空间内存在微小测距误差放大为较大定位误差的问题<sup>[2]</sup>。因此,在该领域的UWB/IMU融合定位中,测距干扰感知与消除尤为重要<sup>[4]</sup>。

UWB通信方式主要分为两种:脉冲无线电UWB(impulse radio UWB, IR-UWB)与多载波正交频分复用UWB(multi-band orthogonal frequency division multiplexing UWB, MB-OFDM-UWB)。其中,IR-UWB通常用于定位场景,基站与标签间传输无载波脉冲采用脉冲调制方式,具有更好的抗多径能力和穿透性。针对IR-UWB的测距干扰误差,现有研究可通过信号特征及处理的角度实现视距(line of sight, LoS)/NLoS干扰二分类<sup>[5-6]</sup>,但无法实现测距修正与定位增强,同时分类阈值的设定依赖于环境。因此,大部分研究从多基站测距数据的角度切入,实现定位结果的优化<sup>[7-8]</sup>,该类方法可行性与泛化性更强。

在基于多基站测距数据的干扰感知消除及UWB定位增强方面,将基站与标签间传输路径分为LoS与NLoS传输。一部分研究采用先感知分类后消除的步骤,利用测距数据统计特性或UWB信号特征进行LoS/NLoS传输感知,其感知准确率影响消除算法效果。杨承志<sup>[9]</sup>等利用时间窗口内测距结果的波动来判定LoS/NLoS传输,但在磁浮列车高速移动场景中,很难保证相近时刻的测距结果相

同。Yu等<sup>[10]</sup>则利用信号脉冲的特性与模糊综合评价方法进行LoS/NLoS感知,并基于LoS/NLoS感知结果进行基站的最优组合,移除发生NLoS基站的测距结果。另一部分研究采用优化的方法,如半正定规划等<sup>[11-13]</sup>,直接进行定位结果的优化。考虑到LoS/NLoS感知结果对测距和定位结果修正具有重要意义,之前工作中提出了一种联合LoS/NLoS感知与消除算法,综合测距误差修正、剔除发生NLoS基站的测距结果等多个修正方法,进行最大比合并,实现UWB定位增强,其干扰感知结果对定位性能无影响。但在之前的实验中,存在部分区域测距误差方程无解的情况,且LoS/NLoS传输快速变化时导致测距误差估计不准确的问题。考虑到列车移动过程中信道状态的时间相关性,存在一定完善空间及意义。

在UWB/IMU融合定位中,大多研究采用了卡尔曼滤波(Kalman filter, KF)<sup>[14-15]</sup>和扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter, EKF)<sup>[16-17]</sup>方法,主要问题在于列车在高速移动过程中,UWB测距干扰动态变化导致UWB观测误差难以预测,很大程度上影响了UWB/IMU融合效果。蒋锐等<sup>[14]</sup>针对UWB定位结果划分不同的置信区间,调整KF增益,克服干扰对融合模型的影响。另外,Wang等<sup>[18]</sup>与Xu等<sup>[19]</sup>分别提出了自适应性KF算法架构,自适应调整IMU和UWB测量的随机误差,增强融合模型的鲁棒性。但在超长线性空间误差放大场景中,上述方法对融合模型的性能改善有限。因此,在高速移动场景中,面向不同信道状态(LoS/NLoS)的融合模型自适应性调整尤其重要。

本文聚焦磁浮列车快速移动场景,相比于现有的干扰消除算法,拟充分利用信道状态的时间相关性,基于马尔可夫过程(Markov)构建LoS/NLoS状态转移模型,实现LoS/NLoS干扰的高精度感知及消除。相比于现有的UWB/IMU融合框架,本文拟集成信道状态的预测与更新,进一步提高UWB/IMU融合定位框架的鲁棒性和稳定性。本文的主要工作如下。

1) 构建了信道状态变化的Markov模型,在现有迭代误差估计算法的基础上,考虑信道状态的时间相关性,提出高精度信道状态预测及更新方法,实现LoS/NLoS干扰感知及消除,增强UWB定位性能。

2) 提出了集成干扰分类的 UWB/IMU 融合定位算法, 在原有 KF 融合框架的基础上, 增加了各基站干扰分类的时间序列, 构建全新的列车状态转移模型, 增强 UWB/IMU 融合定位性能。

## 1 UWB 测距及定位模型

### 1.1 混合 LoS/NLoS 干扰下测距模型

在磁浮交通领域中, UWB 基站通常沿轨道两侧部署, UWB 标签部署在列车上。在 UWB 定位中, 基站依次与标签进行通信测距, 基于多个基站的测距数据, 利用到达时间 (time of arrival, ToA) 定位方法求解标签位置信息。其中, 基站与标签间测距主要利用双向飞行时间 (time of flight, ToF) 方法, 其测距原理图如图 1 所示。

首先, 标签发起测距流程, 标签和基站依次记录发送和接收测距数据包的时间差  $T_1-T_6$ 。其次, 在第 3 次测距中, 标签将测距数据包和时间差  $T_1$ 、 $T_4$  发送给基站, 基站利用时间差  $T_1-T_4$  解算二者间距离。最后, 若标签端也需解算二者间距离, 则基站选择发起第 4 次测距, 并将时间差  $T_3$ 、 $T_6$  发送给标签, 标签根据时间差  $T_3-T_6$  解算二者间距离。在 ToF 计算中, 通常假设  $T_1+T_4=T_2+T_3$ 、 $T_3+T_6=T_4+T_5$ , 其中包含基站和标签端的处理时延之和, 以及 2 次 ToF 计算。以基站端测距为例, 构建方程组为

$$T_1 = 2t + T_2 \quad (1)$$

$$T_3 = 2t + T_4 \quad (2)$$

$$T_1 + T_4 = T_2 + T_3 \quad (3)$$

将式(1)和式(2)等号左右两边相乘整理可得

$$T_1 T_3 - T_2 T_4 = 4t^2 + 4t(T_2 + T_4) = t(T_1 + T_2 + T_3 + T_4) \quad (4)$$

由此可得相应的 ToF (即图 1 中  $t$ ) 测量表达式为

$$t = \frac{T_1 T_3 - T_2 T_4}{T_1 + T_2 + T_3 + T_4} \quad (5)$$

将测量的飞行时间乘以电磁波传播速率  $c$ , 可得对应的测量距离。根据我国最新 UWB 使用频段标准 (7 163~8 812 MHz) [20], 本文利用最新的 UWB 模块 (DW3000), 是 IR-UWB, UWB 基站与标签间传输无载波脉冲, 信号波形为 2 阶的高斯脉冲, 接收端利用前沿检测方法进行信道冲激响应 (channel impulse response, CIR) 中第一路径识别, 以计算 ToF。DW3000 遵循 IEEE802.15.4 标准中用于测距的 63.897 6 GHz 采样时钟频率, 对应的时钟周期为 15.65 ps [21], 相应的 1 个时钟周期的测距偏差约为 4.7 mm。

在实际测距中, 依赖脉冲接收时刻的准确识别 (即图 1 中时间差  $T_1-T_6$  的准确计算)。在接收端, 接收时刻的准确识别采用了前沿检测方法, 在遮挡、强电磁等干扰情况下, 会导致信号传输路径变化, 接收时刻识别的准确性降低, 从而引入测距误差。因此, 可分为两种传输路径, 即 LoS 和 NLoS 传输。第  $i$  个基站和标签间的传输路径可以表示为

$$s_i = \begin{cases} 0, & \text{LoS 传输} \\ 1, & \text{NLoS 传输} \end{cases} \quad (6)$$

在混合 LoS/NLoS 干扰下, 对应的第  $i$  个基站和标签间测距误差可建模为 [22]

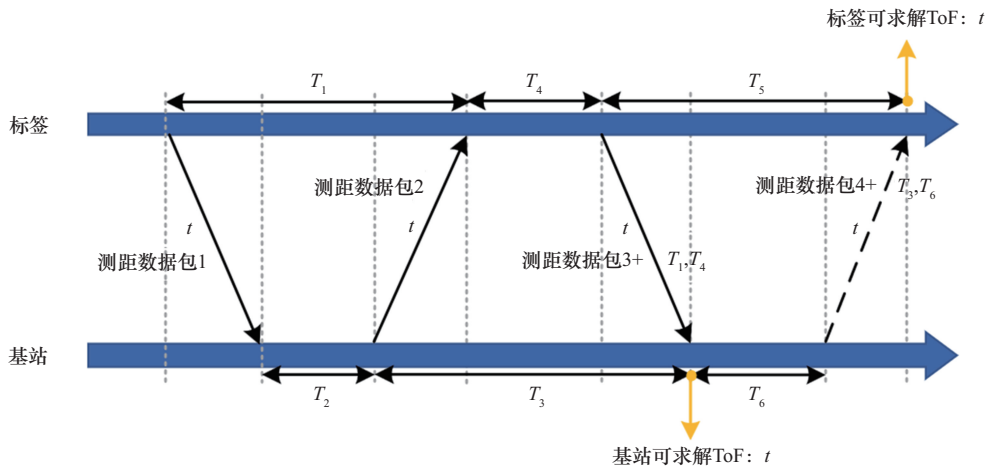


图 1 双向 ToF 测距原理

$$\tilde{d}_i = d_i + n_i = d_i + n_l + s_i(\mu_i + n_{mi}) \quad (7)$$

其中,  $\tilde{d}_i$  和  $d_i$  分别表示测量和真实距离,  $n_i$  表示测量误差, 由 LoS 传输中的随机误差  $n_l$ 、NLoS 传输中的干扰偏差  $\mu_i$  和随机误差  $n_{mi}$  组成。本文假设干扰偏差大于 0, 即  $\mu_i > 0$ , 随机误差  $n_l$  和  $n_{mi}$  均服从高斯分布, 即  $n_l \sim N(0, \sigma_l^2)$ 、 $n_{mi} \sim N(0, \sigma_{mi}^2)$ , 误差方差分别为  $\sigma_l^2$  和  $\sigma_{mi}^2$ 。

## 1.2 ToA 定位模型

假设共有  $N$  个基站与标签测距, 且基站位置均已标定作为参考, 其中第  $i$  个基站的坐标表示为  $\mathbf{x}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$ 。根据多个基站的测距数据  $\tilde{d}_i$ , 估计标签真实位置  $\mathbf{x}$ , 以第  $i$  个基站为主参考基站, 构建 ToA 定位方程。

$$\mathbf{A}_i \tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{b}_i + \boldsymbol{\varphi}_i \quad (8)$$

其中,  $\tilde{\mathbf{x}}$  表示求解的标签位置,  $\mathbf{A}_i$  表示观测矩阵,  $\mathbf{b}_i$  表示测量向量,  $\boldsymbol{\varphi}_i$  表示测量误差向量。 $\mathbf{A}_i$  和  $\mathbf{b}_i$  的表达式分别为

$$\mathbf{A}_i = -2 \begin{pmatrix} x_1 - x_i & y_1 - y_i & z_1 - z_i \\ x_2 - x_i & y_2 - y_i & z_2 - z_i \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N - x_i & y_N - y_i & z_N - z_i \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{b}_i = \begin{pmatrix} d_1^2 - d_i^2 - \|\mathbf{x}_1\|_2^2 + \|\mathbf{x}_i\|_2^2 \\ d_2^2 - d_i^2 - \|\mathbf{x}_2\|_2^2 + \|\mathbf{x}_i\|_2^2 \\ \vdots \\ d_N^2 - d_i^2 - \|\mathbf{x}_N\|_2^2 + \|\mathbf{x}_i\|_2^2 \end{pmatrix} \quad (10)$$

由于式(7)中引入的测距误差, 实际测量向量 ( $\mathbf{b}_i + \boldsymbol{\varphi}_i$ ) 中包含误差向量, 表示为

$$\boldsymbol{\varphi}_i \triangleq \begin{pmatrix} \varepsilon_1 - \varepsilon_i \\ \varepsilon_2 - \varepsilon_i \\ \vdots \\ \varepsilon_N - \varepsilon_i \end{pmatrix} \quad (11)$$

其中, 设置干扰影响因子  $\varepsilon_i \triangleq 2d_i n_i + n_i^2$ , 由于  $d_i \gg n_i$ , 干扰影响因子  $\varepsilon_i$  近似服从高斯分布, 均值为  $2s_i \mu_i d_i$ 。基于最小二乘法, 求解标签位置坐标。

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} + \mathbf{A}_i^\dagger \boldsymbol{\varphi}_i \quad (12)$$

其中,  $\mathbf{A}_i^\dagger$  表示伪逆矩阵,  $\mathbf{A}_i^\dagger = (\mathbf{A}_i^T \mathbf{A}_i)^{-1} \mathbf{A}_i^T$ 。

然而在磁浮列车行驶过程中, 多种干扰导致基站与标签间 LoS/NLoS 传输动态变化的问题。根据

式(5)可得, 在 UWB 测距中, 干扰会引入大于 0 的测距误差 (即  $\mu_i + n_{mi}$ )。同时在磁浮交通领域, UWB 基站沿轨道部署, 构成了超长线状空间, 形成的观测矩阵  $\mathbf{A}$  条件数较大, 微小的测距误差会放大成较大的定位误差<sup>[2]</sup>, 对 UWB 定位及融合定位模型产生较大影响。因此, 在该领域的 LoS/NLoS 干扰感知消除及定位增强尤为重要。

## 2 联合 LoS/NLoS 干扰检测及消除算法

考虑到相邻位置处的干扰变换规律, 本文基于 Markov 构建 LoS/NLoS 信道状态转移模型, 并在原有 KF 融合定位模型的基础上, 构建联合干扰类型与列车状态的预测和观测模型, 实现干扰的有效感知消除及融合定位增强。

### 2.1 LoS/NLoS 二分类 Markov 模型

在磁浮列车运行过程中, 相邻位置处的信道状态具有相似性, 即时间序列中上一时刻第  $i$  个基站与标签间的信道状态  $s_i(k-1)$  对当前时刻的信道状态  $s_i(k+1)$  有决定性影响。考虑到其时间相关性与高速运行环境下的运算低复杂度需求, 本文将每个基站与标签间的信道状态变化建立为一阶 Markov 链, 相关状态转移概率满足式(13)。

$$\begin{cases} P(s_i(k) = 0 | s_i(k-1) = 0) = \\ P(s_i(k) = 1 | s_i(k-1) = 1) = P_0 \\ P(s_i(k) = 1 | s_i(k-1) = 0) = \\ P(s_i(k) = 0 | s_i(k-1) = 1) = P_1 \end{cases} \quad (13)$$

其中, 状态转移概率  $P_0 + P_1 = 1$ , 参数取值由环境决定, 需要针对特定应用进行标定。

通过上述过程, UWB 信道状态向量、UWB 观测向量与列车运行状态向量之间的时间序列状态转移模型如图 2 所示。现有典型 KF 模型中状态空间主要是列车运行状态向量, 由三维位置向量、速度向量和加速度向量构成, 表示为  $(\mathbf{x}^T, \mathbf{v}^T, \mathbf{a}^T)^T$ 。本文进一步引入信道状态向量, 主要由各个基站的信道状态和测距干扰偏差构成, 表示为  $\mathbf{c} = (s_1 \mu_1, s_2 \mu_2, \dots, s_N \mu_N)^T$ , 与上一时刻的信道状态相关。列车运行状态与信道状态相互独立, 且共同影响 UWB 观测结果, 本节将根据该状态转移模型, 构建集成干扰分类的融合定位算法。在原有融合定位框架 (图 2 中实线) 的基础上, 增加考虑信道状

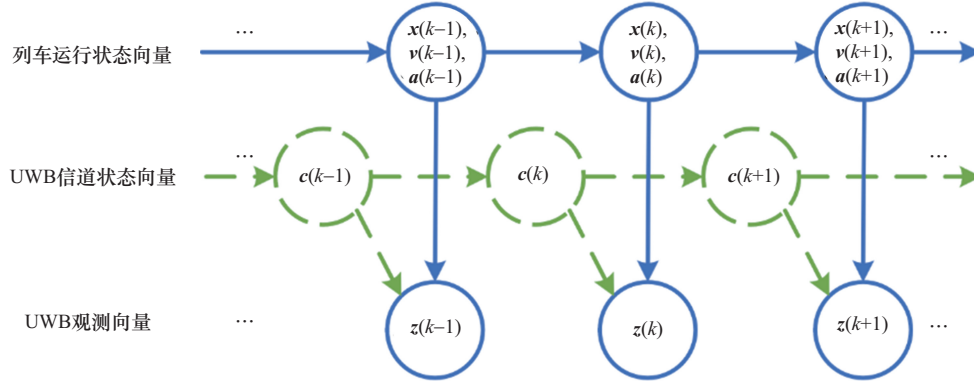


图2 时间序列状态转移模型

态的变化，引入信道状态向量序列转移模型，进一步增强UWB/IMU融合定位。

## 2.2 迭代测距误差估计算法

根据式(7)，定位结果既受信道状态  $s_i$  的影响，也受干扰引入的测距误差偏差  $\mu_i$  的影响。在文献[2]中，首先假设单个基站与标签间传输路径发生NLoS传输，构建了对应的干扰影响因子

$$\varepsilon_i = \frac{-[1 + 2\mathbf{e}_i^T(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)] + \sqrt{[1 + 2\mathbf{e}_i^T(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)]^2 - 4\mathbf{e}_i^T\mathbf{e}_i(r_i^2 - \tilde{d}_i^2)}}{2\mathbf{e}_i^T\mathbf{e}_i} \quad (15)$$

依次假设各个路径发生NLoS传输，得到各个基站与标签间测距干扰影响因子  $\varepsilon_i$ ，根据式(11)可得误差向量  $\boldsymbol{\varphi}_i$ ，并将其代入  $r_i = (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)^T(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)$ ，可得多路径发生NLoS情况下的干扰影响因子更新表达式为

$$\varepsilon_i = \tilde{d}_i^2 - r_i^2 - (\mathbf{A}_i^\dagger \boldsymbol{\varphi}_i)^T (\mathbf{A}_i^\dagger \boldsymbol{\varphi}_i) + 2(\mathbf{A}_i^\dagger \boldsymbol{\varphi}_i)^T (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i) \quad (16)$$

根据式(11)和式(16)，交替更新干扰影响因子  $\varepsilon_i$  和误差向量  $\boldsymbol{\varphi}_i$ ，直至干扰影响因子收敛或达到最大迭代次数  $m = M$ ，即相邻两次迭代的干扰影响因子变化小于阈值  $L_1 > 0$ ，表示为

$$\sum_{i=1}^N (\varepsilon_i(m) - \varepsilon_i(m-1))^2 < L_1 \quad (17)$$

此时，根据收敛后的干扰影响因子  $\varepsilon_i$ ，计算得到每个路径的测距误差估计为

$$\mu_i = E\{n_i\} = \tilde{d}_i - \sqrt{\tilde{d}_i^2 - \varepsilon_i} \quad (18)$$

通过上述过程，可根据多个基站与标签间的测距数据交替迭代，得到每个路径的测距误差估计  $\hat{\mu}_i$ ，并根据LoS/NLoS干扰阈值  $L_2$ ，判定是否发生

二次方程。

$$\varepsilon_i^2 \mathbf{e}_i^T \mathbf{e}_i + \varepsilon_i [1 + 2\mathbf{e}_i^T(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)] + r_i^2 - \tilde{d}_i^2 = 0 \quad (14)$$

其中，设向量  $\mathbf{e}_i \triangleq \mathbf{A}_i^\dagger(1, 1, \dots, 1)^T$ ， $r_i$  表示根据ToA定位结果  $\tilde{\mathbf{x}}$  计算得到标签与第  $i$  个基站间距离，设置  $r_i = (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)^T(\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)$ 。当式(14)满足有解条件时，可计算得到单路径NLoS时的干扰影响因子。

NLoS传输，即

$$\hat{s}_i = \begin{cases} 1, & \hat{\mu}_i > L_2 \\ 0, & \hat{\mu}_i \leq L_2 \end{cases} \quad (19)$$

在第  $k$  个时刻，以当前时刻估计的信道状态  $\hat{\mathbf{c}}(k)$  作为融合定位模型的状态输入。

## 2.3 集成干扰分类的融合定位模型

如图2所示，列车的运行状态  $(\mathbf{x}^T, \mathbf{v}^T, \mathbf{a}^T)^T$  与信道状态  $\mathbf{c}$  共同影响了UWB的定位结果，且二者无相互作用，因此本文将干扰分类集成于融合定位模型，将第  $k$  个时刻的列车状态具体设计为

$$\mathbf{y}(k) = (\mathbf{c}^T(k), \mathbf{x}^T(k), \mathbf{v}^T(k), \mathbf{a}^T(k))^T \quad (20)$$

在列车运行过程中，状态向量受列车加速度与信道状态变化的影响，因此本文设计IMU测量加速度变化  $\tilde{\mathbf{a}}(k) - \mathbf{a}(k-1)$  与2.2节中信道状态变化作为融合定位模型输入。其中，在第  $k$  个时刻可通过上述过程估计信道状态  $\hat{\mathbf{c}}(k)$ ，考虑到式(13)中信道状态向量有  $P_1$  的概率发生转变，则将信道状态变化表示为  $P_1 \hat{\mathbf{c}}(k)$ 。综合上述两种变化，融合定位模型的输入表示为

$$\mathbf{u}(k) = \left( P_1 \hat{\mathbf{c}}^T(k), \mathbf{0}_{1 \times 6}, \hat{\mathbf{a}}^T(k) - \mathbf{a}^T(k-1) \right)^T \quad (21)$$

其中,  $\mathbf{0}_{1 \times 6}$  表示1行6列的全0行向量。

在UWB/IMU融合模型中, 可以根据第 $k-1$ 时刻列车状态预测第 $k$ 时刻的列车状态。

$$\hat{\mathbf{y}}(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{y}(k-1) + \mathbf{u}(k) \quad (22)$$

假设单位采样时间间隔为 $\Delta T$ , 根据物理学运动规律, 预测状态转移矩阵表示为

$$\mathbf{F} = \begin{pmatrix} P_0 \mathbf{I}_{N \times N} & \mathbf{0}_{N \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times N} & \mathbf{0}_{3 \times N} \\ \mathbf{0}_{3 \times N} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta T \mathbf{I}_{3 \times 3} & \frac{\Delta T^2}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times N} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta T \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times N} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{pmatrix} \quad (23)$$

其中,  $\mathbf{I}_{m \times m}$  表示 $m$ 维单位矩阵。在第 $k-1$ 时刻, 状态向量 $\mathbf{y}(k-1)$ 的误差协方差为 $\mathbf{P}(k-1)$ , 通过式(22)中的状态预测, 状态向量 $\hat{\mathbf{y}}(k|k-1)$ 的误差协方差可计算为

$$\mathbf{P}(k|k-1) = \mathbf{F}\mathbf{P}(k-1)\mathbf{F}^T + \mathbf{G}_I \mathbf{Q}_I \mathbf{G}_I^T + \mathbf{G}_C \mathbf{Q}_C \mathbf{G}_C^T \quad (24)$$

其中,  $\mathbf{Q}_I$  为IMU测量三维加速度误差方差,  $\mathbf{Q}_C$  为每个基站与标签间信道状态估计误差方差, 对应的误差转移矩阵表示为

$$\mathbf{W}(k) = 4 \begin{pmatrix} \hat{d}_2^2(k) (\sigma_i^2 + s_2 \sigma_{n2}^2) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \hat{d}_3^2(k) (\sigma_i^2 + s_3 \sigma_{n3}^2) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \hat{d}_N^2(k) (\sigma_i^2 + s_N \sigma_{nN}^2) \end{pmatrix} + 4 \hat{d}_1^2(k) (\sigma_i^2 + s_1 \sigma_{n1}^2) \quad (29)$$

根据预测和观测误差协方差, 基于合并后误差最小化, 计算卡尔曼增益为

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}(k|k-1) \mathbf{H}^T + \mathbf{W}(k))^{-1} \quad (30)$$

最后, 结合预测与观测向量, 更新当前列车状态向量, 表示为

$$\hat{\mathbf{y}}(k) = \hat{\mathbf{y}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k) (\mathbf{z}(k) - \mathbf{H} \hat{\mathbf{y}}(k|k-1)) \quad (31)$$

状态向量 $\hat{\mathbf{y}}(k)$ 作为最终KF模型输出, 将被用于第 $k-1$ 时刻的状态预测, 对应的协方差矩阵表示为

$$\mathbf{P}(k) = (\mathbf{I} - \mathbf{K}(k) \mathbf{H}) \mathbf{P}(k|k-1) \quad (32)$$

通过上述过程可实现基于时间序列的LoS/

$$\mathbf{G}_I = \left( \mathbf{0}_{3 \times N}, \frac{\Delta T^2}{2} \mathbf{I}_{3 \times 3}, \Delta T \mathbf{I}_{3 \times 3}, \mathbf{I}_{3 \times 3} \right)^T \quad (25)$$

$$\mathbf{G}_C = (\mathbf{I}_{N \times N}, \mathbf{0}_{N \times 9})^T \quad (26)$$

根据式(22)和式(23), 结合迭代误差估计及信道状态预测, 实现各个基站与标签间信道状态的准确估计 $s_i \mu_i = \hat{\mathbf{y}}(k|k-1)_i$ 。根据测距误差估计修正后的测距结果 $\hat{d}_i = \tilde{d}_i - s_i \mu_i$ , 并利用文献[2]进行最大比合并处理, 得到UWB观测向量 $\mathbf{z}(k) = \hat{\mathbf{b}}$ 。通过上述过程, 本文提出的测距误差估计方法可以有效克服原有工作在式(14)方程无解的问题, 且在信道快速变化时实现更准确的测距误差估计。

结合第 $k$ 时刻UWB观测向量 $\mathbf{z}(k)$ , 校正预测状态向量 $\hat{\mathbf{y}}(k|k-1)$ , 观测位置与真实的状态向量间的关系表示为

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}\mathbf{y}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (27)$$

其中, 状态-测量矩阵设置为

$$\mathbf{H} = (\mathbf{0}_{(N-1) \times N}, \mathbf{A}, \mathbf{0}_{(N-1) \times 6}) \quad (28)$$

同时假设观测误差服从均值为0的高斯分布 $\mathbf{w}(k) \sim N(0, \mathbf{W}(k))$ , 协方差为 $\mathbf{W}(k)$ , 即上述迭代误差估计算法消除了偏差, 根据信道状态估计, 可以计算观测误差协方差为

NLoS干扰感知消除, 实现UWB定位增强, 并结合KF框架, 实现UWB/IMU融合定位增强, 减小强干扰对融合定位模型的影响。整体算法流程如算法1所示。

#### 算法1 集成干扰分类的融合定位

输入 UWB基站坐标 $\mathbf{x}_i$ , 测距结果 $\tilde{d}_i$ , ( $i=1, 2, \dots, N$ ), 迭代次数上限 $M$

输出 定位结果 $\hat{\mathbf{y}}(k)_{(N+1:N+3)}$ , 信道状态 $\hat{\mathbf{y}}(k)_{(1:N)}$

1) 根据式(8)~式(12)求解ToA定位结果 $\tilde{\mathbf{x}}$

2)  $r_i \leftarrow (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)^T (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, N$

3) if  $[1 + 2\mathbf{e}_i^T (\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{x}_i)]^2 - 4\mathbf{e}_i^T \mathbf{e}_i (r_i^2 - \tilde{d}_i^2) > 0$  then

4) 根据式(15)解算干扰影响因子 $\varepsilon_i$

- 5) else
- 6)  $\varepsilon_i \leftarrow 0$
- 7) end if
- 8) if 均为 0 then
- 9)  $\mu_i \leftarrow 0, s_i \leftarrow 0$
- 10) else
- 11) while 不满足式(17)且  $m < M$  do
- 12) 根据式(11)更新  $\varphi_i$ , 式(12)更新  $\varepsilon_i$
- 13)  $m \leftarrow m + 1$
- 14) end while
- 15) end if
- 16) 根据式(18)和式(19)求解信道状态  $\hat{\mathbf{c}}^T(k)$
- 17) 根据式(20)~式(23), 预测第  $k$  时刻的列车状态  $\hat{\mathbf{y}}(k|k-1)$
- 18) 根据式(24)~式(26), 计算状态  $\hat{\mathbf{y}}(k|k-1)$  的误差协方差矩阵  $\mathbf{P}(k|k-1)$
- 19)  $s_i \mu_i \leftarrow \hat{\mathbf{y}}(k|k-1)_{(i)}, \hat{d}_i \leftarrow \tilde{d}_i - s_i \mu_i$
- 20) 根据修正后的测距结果  $\hat{d}_i$  与式(10)计算 UWB 观测向量  $\mathbf{z}(k)$
- 21) 根据式(28)~式(30), 计算卡尔曼增益  $\mathbf{K}(k)$
- 22) 根据式(31)和式(32)分别更新列车状态  $\hat{\mathbf{y}}(k)_{(N+1:N+3)}$  与误差协方差矩阵  $\mathbf{P}(k)$

### 3 仿真及实验分析

#### 3.1 性能分析

为验证本文所提联合时间序列的干扰感知及消除算法性能, 利用 MATLAB R2022a 软件进行仿真实验, 以均方根误差 (root mean square error, RMSE) 作为定位性能衡量标准, 并搭建实测平台。实验采用 UWB DW3000 模块开展研究, 物理层信号及数据包通信协议均遵循 IEEE802.15.4z 标准。本文所提定位解算算法运行在计算机上, 其配置为 12th Gen Intel(R) Core(TM) i7-12700F CPU, 16G RAM, DW3000 模块与计算机之间的接口通过串口进行传输。详细实验参数如表 1 所示。

为了验证引入信道状态 Markov 链的可行性, 本文通过估计的信道状态 (如式(22)) 校正 UWB 定位结果, 设置 4 个基站, 采用控制变量方法, 依次固定 NLoS 干扰偏差与标准差。首先固定 NLoS 产生的干扰标准差  $\sigma_n$  为 0.1 m, 改变干扰产生的平均测距误差为  $\mu$ , 设置参数取值范围为 0 (无 NLoS 传输)

到 1 m。选取 ECTSRLS<sup>[10]</sup>、RSDP<sup>[11]</sup>、RTLS-SDP<sup>[12]</sup>、SDP-ToA/TDoA<sup>[13]</sup>和 MRC<sup>[2]</sup>典型基于多基站测距数据的干扰消除算法进行对比, 定位性能随平均 NLoS 干扰的变化如图 3(a)所示。当平均 NLoS 干扰为 0 m 时, 即全为 LoS 传输, ECTSRLS、RSDP、RTLS-SDP、SDP-ToA/TDoA、MRC 与本文算法的平均 RMSE 分别为 3.68 m、2.52 m、2.55 m、6.14 m、1.55 m 与 1.64 m。本文算法在 LoS 传输下定位性能次于 MRC 算法, 这是因为在 LoS 场景中一次错误感知到 NLoS 会在 Markov 链上传递, 使 LoS 场景中性能轻微衰减, 但本文算法相比于其他 4 种算法性能均有提升。当存在 NLoS 干扰时, 本文算法性能明显优于其他 5 种算法。当平均 NLoS 干扰为 0.2 m 时, 本文算法相比于 ECTSRLS、RSDP、RTLS-SDP、SDP-ToA/TDoA 和 MRC 算法, 平均 RMSE 分别下降 57.58%、46.03%、68.58%、67.47% 和 30.98%。当平均 NLoS 干扰为 0.7 m 时, 本文算法相比上述 5 种算法, 平均定位性能分别提升 70.84%、75.64%、85.60%、71.64% 和 42.42%。由此可以看出, 本文算法在强干扰情况下定位性能更优, LoS/NLoS 干扰感知与消除效果更明显, 证明引入 Markov 链的有效性。

表 1 实验参数

实验参数	参数值
传输信号	无载波脉冲
带宽/MHz	499.2 (IEEE802.15.4z 通道 9)
中心频率/MHz	7 987.2 (IEEE802.15.4z 通道 9)
测距采样时钟频率/GHz	63.897 6
传输功率/(dBm·MHz <sup>-1</sup> )	-41.3
实验区域	300 m×5 m×4 m
行驶轨迹/m	起始(0, 2.5, 3.5), 终止(300, 2.5, 3.5)
LoS 干扰标准差 $\sigma/m$	0.02
干扰影响因子变化阈值 $L_1/m^2$	1
NLoS 干扰检测阈值 $L_2/m$	0.1
Markov 转移概率 $P_1, P_2$	0.9, 0.1
采样时间间隔 $\Delta T/s$	0.02
IMU 测量误差 $\mathbf{Q}_I/(m^2 \cdot s^{-4})$	$10^{-3} \mathbf{I}_{3 \times 3}$
基站坐标/m	$\mathbf{x}_1=(0, 0, 4), \mathbf{x}_2=(5, 100, 0),$ $\mathbf{x}_3=(0, 200, 4), \mathbf{x}_4=(5, 300, 4)$

如图3(b)所示,固定NLoS干扰产生的平均测距偏差为0.2 m和0.5 m,改变NLoS干扰产生的测距偏差 $\sigma_n$ ,设置参数取值范围为0.1~0.5 m,定位性能随NLoS干扰标准差的变化如图3(b)所示。从图3(b)中可以看出,本文算法性能均为最优。当平均NLoS干扰为0.2 m、标准差为0.1 m时,ECTSRLS、RSDP、RTLS-SDP、SDP-ToA/TDoA、MRC与本文算法的平均RMSE分别为4.99 m、3.96 m、6.78 m、7.02 m、3.05 m与2.29 m。相比这5种算法,本文算法定位精度分别提高2.70 m、1.67 m、4.49 m、4.73 m和0.76 m。当NLoS干扰标准差增加到0.5 m时,本文算法定位精度分别提高3.83 m、5.06 m、7.83 m、4.61 m和2.11 m。由此可以看出,NLoS干扰标准差波动对本文算法的定位精度影响较小,在NLoS干扰标准差较大时,仍可准确感知信道状态,实现定位精度的提升。

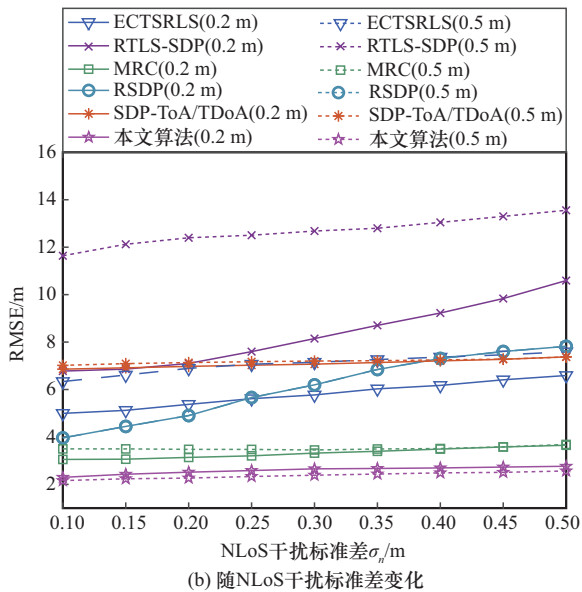
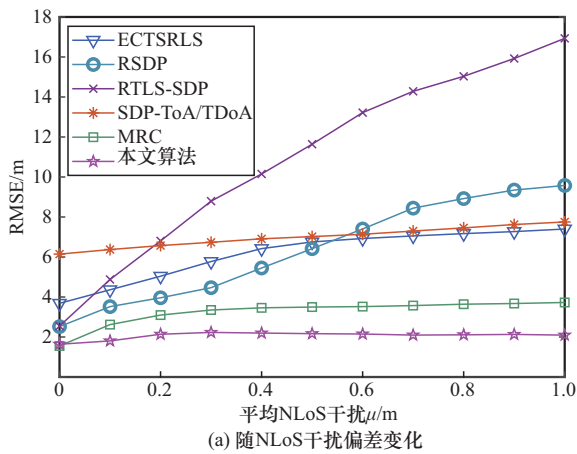


图3 定位性能随NLoS干扰偏差的变化

进一步考虑列车定位的时间相关性,结合UWB/IMU融合算法,实现集成干扰分类的融合定位。为验证本文算法的融合定位性能,选取EKF<sup>[16]</sup>和AR-EKF<sup>[18]</sup>进行对比,这两种算法同样是基于多基站测距数据进行处理和定位,在变化干扰的场景中的融合定位性能如图4所示。在图4中,依次假设各个基站发生不同程度的干扰,可以看出本文算法受干扰的影响较小。从平均定位性能的角度来看,EKF、AR-EKF与本文算法的平均RMSE分别为1.04 m、1.09 m与0.58 m,相比于EKF和AR-EKF算法,定位性能提升了44.01%和46.28%。从峰值定位误差的角度来看,EKF、AR-EKF与本文算法的最大定位RMSE分别为5.27 m、5.19 m与1.13 m。相比EKF和AR-EKF算法,本文算法的峰值定位误差降低了4.17 m和4.06 m,其定位性能更稳定,鲁棒性更强。

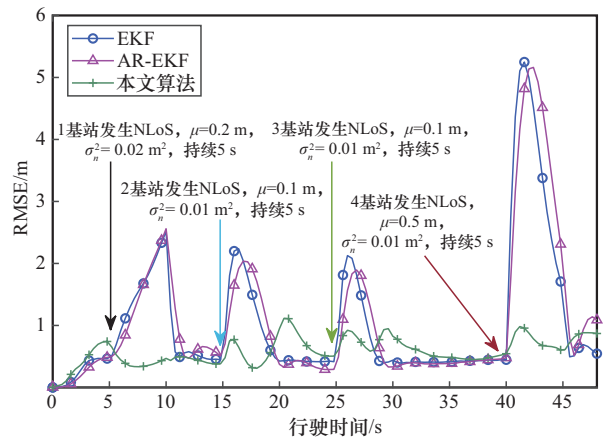


图4 融合定位性能比较

通过上述实验,可以看出本文算法的融合定位性能最优,可以准确感知NLoS情况下的信道状态,并利用时间序列实现NLoS干扰消除,增强定位性能及鲁棒性。

### 3.2 复杂度及处理时间分析

考虑到磁浮交通高速移动场景对实时性的要求较高,需要分析本文算法的复杂度与处理时间。根据算法1流程框架,当基站数量为 $N$ 时,步骤1)~步骤2)中的计算复杂度为 $O(3N)$ 。设置迭代误差估计算法中最大迭代次数为 $M$ ,参数 $\epsilon_i$ 最多更新 $MN$ 次,步骤3)~步骤15)中的计算复杂度最大为 $O(3MN^2)$ 。在步骤16)~步骤22)中,计算复杂度主要来自步骤20)中卡尔曼增益的计算,其计算复杂

度为  $O((N - 1)^3)$ 。综上所述，本文算法的计算复杂度为  $O((N - 1)^3 + 3MN^2 + 3N)$ 。

由上述分析可得，算法处理时间主要由基站数量  $N$  决定，因此设定不同基站数量，分别针对上述单次定位、时间序列定位进行处理时间测量，对应的处理时间如表 2 所示。

由此可得，本文算法随着基站数量的增加，处理时间也相应增长。但相对于其他算法，其处理时间较快，当基站数量小于或等于 6 个时，单次解算算法处理时间在 0.1 ms 以内，小于 1 轮测距时间消耗。在轨道交通场景中，考虑到成本因素，部署的基站数量较少，总体来看，定位算法对列车定位实时性影响不大，其算法处理时间满足需求。

### 3.3 泛化性分析

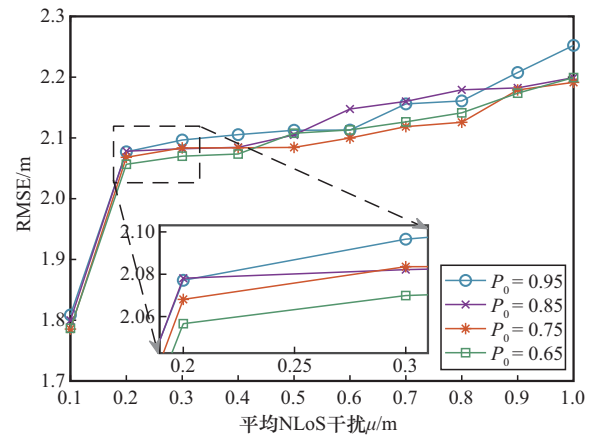
考虑到 Markov 转移概率 ( $P_0$ 、 $P_1$ )、迭代收敛阈值 ( $L_1$ ) 和 NLoS 干扰检测阈值 ( $L_2$ ) 对干扰感知及消除模型有一定影响，本节设置不同参数，对应的定位性能如图 5 所示。

如图 5(a) 所示，Markov 转移概率  $P_0$  和  $P_1$  对干扰感知及消除模型的影响较小，当平均 NLoS 干扰较小时（如 0.1 m），更小的状态转移概率  $P_0$  对应的模型性能略有提升。如图 5(b) 所示，迭代收敛阈值  $L_1$  对干扰感知及消除模型的影响较小。如图 5(c) 所示，NLoS 干扰检测阈值  $L_2$  对干扰感知及消除模型的影响较大，过大的参数设置（如  $L_2=0.5$  m）会导致对较小 NLoS 干扰感知不敏感，从而导致性能衰减。因此，实验中需设置较小的  $L_2$ ，如 0.05 m 和 0.10 m。综上所述，模型的泛化能力较强，其参数取值对定位性能影响较小，适用于不同场景。

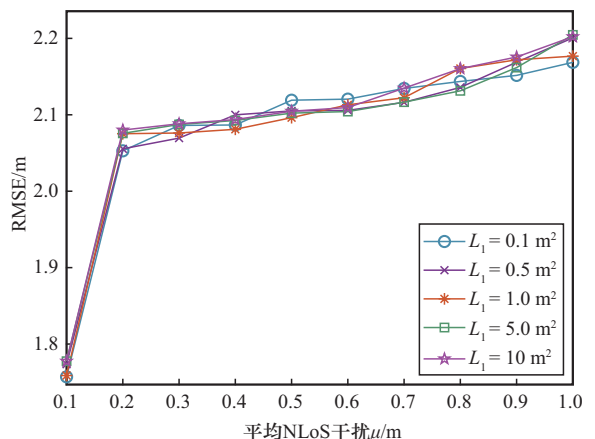
### 3.4 实验验证

为验证本文算法在真实列车运行环境中的可行性与有效性，在上海轨道交通实训基地进行实验，搭建 UWB 测试平台，相关实验场景如图 6 所示。

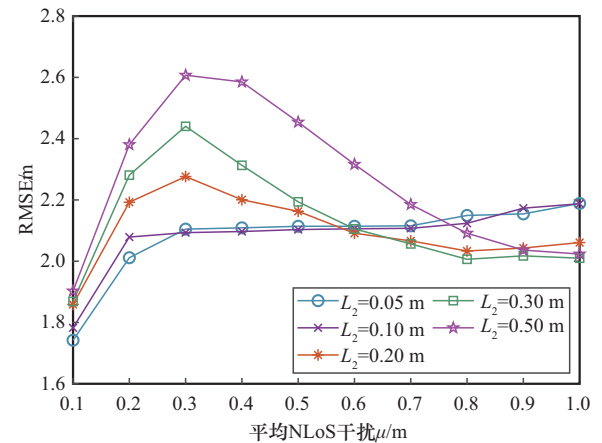
在该场景下，传输采集的测距数据统计分布如图 7 所示。



(a) 不同 Markov 转移概率



(b) 不同迭代收敛阈值



(c) 不同 NLoS 干扰检测阈值

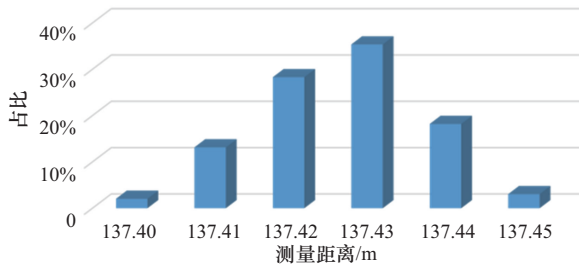
图 5 不同参数设置下的定位性能分析

表 2 对比算法处理时间

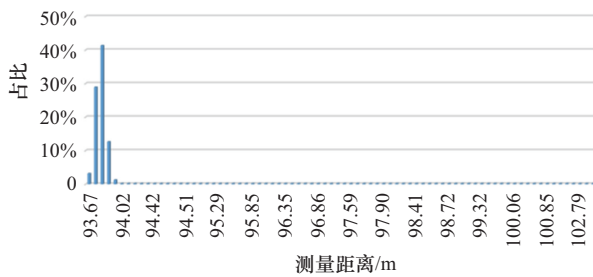
定位方案	ECTSRLS/ms	RSDP/ms	RTLS-SDP/ms	SDP-ToA/ TD0A/ms	MRC/ms	本文算法 (NLoS 消除) /ms	EKF/ms	AR-EKF/ms	本文算法 (融合定位) /ms
4 基站	2.380	296.137	20.222	409.360	0.020	0.023	0.023	0.024	0.037
6 基站	2.504	424.012	193.973	548.429	0.036	0.037	0.031	0.033	0.060
8 基站	2.912	504.720	209.924	669.331	1.005	0.111	0.061	0.067	1.970



图6 实验场景



(a) 无NLoS干扰 (真实距离为137.41 m)



(b) 有NLoS干扰 (真实距离为93.60 m)

图7 实际场景中的测距数据统计分布

在LoS传输时, 测量距离围绕真实值, 近似服从高斯分布, 误差波动范围为 $-0.01\text{ m}\sim 0.04\text{ m}$ 。在有NLoS干扰情况下, 测距误差偏差为正值(约为 $0.1\text{ m}$ ), 且大多误差波动范围在 $0.07\sim 0.70\text{ m}$ 。上述实验数据验证了3.1节中设置测距误差偏差范围在 $0\sim 1.0\text{ m}$ , 方差范围为 $0.1\sim 0.5\text{ m}$ 是合理的。

在列车顶部布置实时动态定位(real-time kinematic, RTK)模块, 将其定位结果作为定位误差参考基准, 以RMSE作为定位性能衡量标准。本文算法与典型ToA定位算法、MRC算法的性能比较如图8所示。

从图8中可以看出, 以RTK定位结果为标准, 本文算法相比于典型ToA定位算法和MRC算法, 定位性能分别提升了79.42%和13.69%, 增加了IMU进行融合之后, 性能进一步提升了25.04%。实测数据证明了本文算法的可行性与有效性。

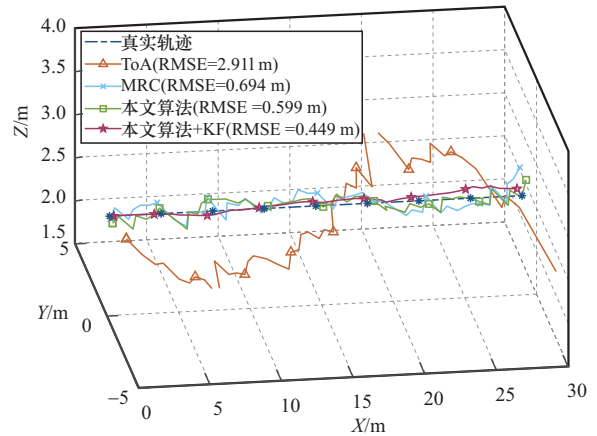


图8 实测数据性能对比

#### 4 结束语

本文面向磁浮交通场景, 针对UWB基站沿轨道部署导致微小电磁干扰会引发较大定位误差的问题, 提出了一种联合时间序列的干扰感知及消除方法。首先, 利用Markov链对信道状态变化进行建模, 形成集成信道状态的时间序列状态转移模型。其次, 利用之前工作的迭代误差估计算法, 通过交替迭代得到各个基站与列车间的测距误差估计。最后, 构建集成干扰分类融合定位模型, 在原有KF融合框架的基础上, 增加了信道状态的预测与更新, 实现干扰智能感知与消除, 以及融合定位增强。仿真实验表明, 本文算法在强干扰及干扰动态变化的场景下, 性能提升显著。在干扰消除方面, 当干扰引入平均测距误差为 $0.2\text{ m}$ 时, 相比于ECTSRLS、RSDP、RTLS-SDP、SDP-ToA/TDoA和MRC算法, 性能分别提升57.58%、46.03%、68.58%、67.47%和30.98%。在融合定位方面, 相比于EKF和AR-EKF算法, 峰值定位误差分别下降了 $4.17\text{ m}$ 和 $4.06\text{ m}$ , 具有稳定性和鲁棒性。

在未来的工作中, 将针对Markov链引入后LoS场景性能轻微衰减的问题进行完善, 解决误分类传递问题。另外, 将聚焦同一辆列车行驶的时间相关性以及同一线路不同列车的空间相关性, 进一步研究基于历史数据的电磁干扰感知及多列车协同定位增强方案。

#### 参考文献:

[1] 中华人民共和国交通运输部. 交通运输部办公厅关于印发《交通强国建设试点申报方向指引(2025年)》的通知[R]. 2025.  
Ministry of Transport of the People's Republic of China. Notification of

- the general office of the ministry of transport on issuing the guidelines for application directions for the pilot construction of a leading transport nation (2025) [R]. 2025.
- [2] He W N, Huang X L, Xu Z W, et al. Robust localization for mobile targets along a narrow path with LoS/NLoS interference[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(11): 20853-20866.
- [3] Lauthier J. Utilising UWB technology to boost train performance and increase capacity[J]. 2020.
- [4] 郑恩让, 孟鑫, 姜苏英, 等. 基于 1DCNN 和 LSTM 融合的超宽带 NLoS/LoS 识别方法研究[J]. 通信学报, 2025, 46(6): 285-302.  
Zheng E R, Meng X, Jiang S Y, et al. Research on ultra wide band NLoS/LoS recognition method based on the fusion of 1DCNN and LSTM[J]. Journal on Communications, 2025, 46(6): 285-302.
- [5] Deng B W, Xu T W, Yan M D. UWB NLOS identification and mitigation based on gramian angular field and parallel deep learning model[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(22): 28513-28525.
- [6] Wu Y F, He X, Mo L F, et al. Self-attention-assisted TinyML with effective representation for UWB NLOS identification[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(15): 25471-25480.
- [7] Barbieri L, Brambilla M, Trabattoni A, et al. UWB localization in a smart factory: augmentation methods and experimental assessment[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 2508218.
- [8] He M X, Chan S C. A learning-enhanced robust adaptive fading extended/error-state Kalman filter for integrated IMU-UWB indoor localization under NLOS reception[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025.
- [9] 杨承志, 张晓明, 张鸽. 基于 WLS-KF 的 UWB 室内定位滤波算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(1): 25-33.  
Yang C Z, Zhang X M, Zhang G. Research on UWB indoor localization filtering algorithm based on WLS-KF[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(1): 25-33.
- [10] Yu K G, Wen K, Li Y B, et al. A novel NLOS mitigation algorithm for UWB localization in harsh indoor environments[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(1): 686-699.
- [11] Chen H T, Wang G, Ansari N. Improved robust TOA-based localization via NLOS balancing parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2019, 68(6): 6177-6181.
- [12] Wu H F, Liang L N, Mei X J, et al. A convex optimization approach for NLOS error mitigation in TOA-based localization[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29: 677-681.
- [13] Su Z Q, Shao G F, Liu H P. Semidefinite programming for NLOS error mitigation in TDOA localization[J]. IEEE Communications Letters, 2018, 22(7): 1430-1433.
- [14] 蒋锐, 虞跃, 徐友云, 等. 基于 CHAN 的改进卡尔曼滤波室内定位算法[J]. 通信学报, 2023, 44(2): 136-147.  
Jiang R, Yu Y, Xu Y Y, et al. Improved Kalman filter indoor positioning algorithm based on CHAN[J]. Journal on Communications, 2023, 44(2): 136-147.
- [15] Lv H H, Liu M J, Liu P, et al. Kalman filter-based high-accuracy indoor positioning with NLoS error mitigation and multi-motion model switching[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2025, 74(8): 12673-12688.
- [16] 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.
- [17] 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: 9507311.
- [18] Wang C Q, Xu A G, Kuang J, et al. A high-accuracy indoor localization system and applications based on tightly coupled UWB/INS/floor map integration[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(16): 18166-18177.
- [19] Xu T, Zhang H, Zhou X D, et al. A weight adaptive Kalman filter localization method based on UWB and odometry[C]//Proceedings of the 2022 International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). Piscataway: IEEE Press, 2022: 956-961.
- [20] 中华人民共和国工业和信息化部. 工业和信息化部关于印发《超宽带(UWB)设备无线电管理暂行规定》的通知[R]. 2024.  
Ministry of Industry and Information Technology of the People's Republic of China. Notification of the ministry of industry and information technology on issuing the interim provisions on radio regulation of ultra-wideband (UWB) equipment [R]. 2024.
- [21] Qorvo. DW3000 user manual[R]. 2021.
- [22] He W N, Huang X L, Xu Z W, et al. Adaptive anchor deployment for diverse demands on localization precision[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(12): 19480-19494.

## [作者简介]



何婉宁 (1999-), 女, 辽宁大连人, 同济大学博士生, 主要研究方向为 UWB 定位与信号处理。



陈锦锋 (1999-), 男, 安徽安庆人, 同济大学博士生, 主要研究方向为 UWB 高精度定位。



黄新林 (1985-), 男, 安徽安庆人, 博士, 同济大学教授、博士生导师, 主要研究方向为频谱感知与接入、机器学习、UWB 定位、多媒体传输等。