

智能超表面与惯性测量单元联合辅助的室内定位方法设计

孙巍^{1,2,3}, 杜鑫^{1,2}, 宋清洋^{1,2}, 郭磊^{1,2}

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学智能通信与网络安全研究院, 重庆 400065;
3. 重庆邮电大学大数据智能计算重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 针对智能超表面 (RIS) 辅助定位技术中导频开销较大的问题, 提出了一种 RIS 与惯性测量单元 (IMU) 联合辅助的室内定位方法, 旨在实现对室内移动用户设备的持续、精确定位。首先, 利用 IMU 提供的测量数据作为用户设备位置的先验信息, 指导 RIS 的相移细粒度调控, 降低信道参数估计所需的开销。其次, 通过因子图优化方法, 将 IMU 的测量数据与 RIS 的相位信息进行融合, 构建位置估计的优化问题。最后, 采用莱文伯格-马夸特算法求解该优化问题, 得到用户设备的位置估计, 并根据融合定位结果对 IMU 数据进行校准和误差补偿。仿真结果表明, 相较于现有方法, 所提方法具有更高的定位精度, 并且所需的导频开销更少。

关键词: 室内定位; 智能超表面; 惯性测量单元; 因子图优化

中图分类号: TN92

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2025058

Design of indoor positioning method jointly assisted by RIS and IMU

SUN Wei^{1,2,3}, DU Xin^{1,2}, SONG Qingyang^{1,2}, GUO Lei^{1,2}

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China
2. Institute of Intelligent Communications and Network Security, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China
3. Key Laboratory of Big Data Intelligent Computing, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: To address the issue of excessive pilot overheads in reconfigurable intelligent surface (RIS)-assisted positioning techniques, a joint RIS and inertial measurement unit (IMU)-assisted indoor positioning method was proposed, aiming to achieve continuous and accurate positioning for a indoor mobile user equipment (UE). Firstly, the measurement data provided by the IMU was used as a piece of priori location information to guide the fine-grained phase shift configuration of the RIS, thereby reducing the overheads required for channel parameter estimation. Then, the factor graph optimization approach was applied to integrate the IMU's measurement data with the phase shifts of the RIS, constructing an optimization problem for position estimation. Finally, the Levenberg-Marquardt algorithm was employed to solve the optimization problem and estimate the UE's position. After that, the IMU data was calibrated and errors were compensated, both based on the fused positioning results. Simulation results demonstrate that the proposed method offers higher positioning accuracy and requires less pilot overheads compared to existing methods.

Keywords: indoor positioning, RIS, IMU, factor graph optimization

收稿日期: 2025-01-09; 修回日期: 2025-03-16

通信作者: 宋清洋, songqy@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62025105, No.62201104); 中国博士后科学基金资助项目 (No.2024MD764070); 重庆市自然科学基金资助项目 (No.CSTB2024NSCQ-MSX1092)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62025105, No.62201104), China Postdoctoral Science Foundation (No.2024MD764070), The Natural Science Foundation of Chongqing Municipality (No.CSTB2024NSCQ-MSX1092)

0 引言

在以“万物智联”为愿景的6G移动通信网络的发展和演进下,人们对基于位置的服务(LBS, location based service)需求日益增加^[1]。在以导航和地图服务、自动驾驶、国防制导系统等为代表的室外场景中,通常使用全球导航卫星系统(GNSS, global navigation satellite system),如全球定位系统(GPS, global positioning system)和北斗卫星导航系统,获取准确和稳定的位置信息^[2]。然而,在与6G时代息息相关的智能家居、工业互联网、仓储物流、矿井隧道等室内场景中,卫星信号的传播容易受到密集障碍物的阻碍,导致定位精度下降。鉴于人类80%以上的生产生活都在室内完成,开发不依赖GNSS的高精度室内定位技术,对实现更加智慧、实用、安全可靠的6G愿景尤为重要。

无线电定位是GNSS拒绝的环境中一种可行的技术^[3]。该技术能够利用基站(BS, base station)与用户设备(UE, user equipment)之间交换的无线电信号,提取接收信号强度(RSS, received signal strength)、到达时间、到达时间差和到达角等关键参数,实现对用户位置精确定位^[4-6]。然而,鉴于6G通信系统采用波长更短的毫米波与太赫兹频段,其波束的绕射能力相对较弱。因此,6G通信系统通常依赖于视距(LOS, line-of-sight)传播路径保持信号强度,满足高精度定位的需求。而在室内传播时,无线电定位技术易受高度复杂环境的影响而造成非视距(NLOS, non-line-of-sight)路径,导致系统定位误差增大^[7]。

近年来,智能超表面(RIS, reconfigurable intelligent surface)技术的发展为室内定位提供了新的解决手段,即RIS辅助的室内定位技术^[8-9]。RIS通过控制偏置电压,可以通过灵活地调控各个单元来改变电磁波的特性,进而有效地解决无线传输环境中的非视距问题^[10-13]。在RIS辅助的室内定位系统中,RIS既可以作为定位的参考锚点,又可以构建基站与用户之间的虚拟视距路径,克服非视距传播的影响,从而提高系统的定位精度和范围^[7-8]。具体地,文献[14]和文献[15]提出了基于RSS的RIS辅助的无线电指纹定位方法。该方法利用RIS创建有利的RSS分布,UE通过分析接收信号的RSS值来进行定位。通过优化RIS反射相移,最大化相邻位置间的RSS值差异,进而提高室内无线电指纹定位系统的定位精度。文献[16]和文献[17]将场景扩

展至更高频段,提出了基于角度信息的RIS辅助毫米波定位方法,该方法通过优化RIS的反射相位实现高精度用户定位。进一步地,文献[18]提出了一种多RIS辅助定位方法,UE收集来自不同RIS反射信号的角度信息,估计自身位置。尽管这种方法能提升定位精度,但存在一定的信道估计开销。上述研究主要关注静态用户设备的定位问题。然而,在实际应用中,用户设备通常具有移动性,且位置先验信息未知,因此静态定位方法并不适用。针对动态UE定位的需求,文献[19]将UE可能的移动空间离散化为多个区域,首先通过静态定位方法将UE定位到某个区域,然后优化RIS的相移配置,进行精确定位。文献[20]研究RIS辅助多输入多输出系统中对UE的定位与跟踪问题,通过建立用户设备移动的概率转移模型,以在线方式估计和跟踪用户位置。然而,当UE具有较高动态性时,UE运动状态难以预测且无法事先获得环境先验信息,将导致现有的RIS辅助定位方法在信道参数估计阶段产生大量的导频开销。

为了进一步提升室内定位方法的精度并降低面向动态UE的RIS辅助室内定位方法的导频开销,本文在RIS辅助的室内定位方法中融合了一种可以提供高频UE位置和姿态测量信息的技术,即惯性测量单元(IMU, inertial measurement unit)^[21]。IMU具有工作自主性,且不受周围环境的影响,因此可以利用IMU获得的UE位置变化信息,为RIS信道参数估计提供先验位置信息,代替频繁的导频交互。基于此,本文提出了一种RIS与IMU联合辅助的室内定位方法。本文主要的研究贡献如下。

1) 为了降低导频开销并提升室内移动用户的定位精度,设计了一种RIS与IMU联合辅助的室内定位方法。与传统的基于松耦合结构的多传感器融合定位方法不同,本文采用基于双向互馈的紧耦合结构,能够充分挖掘IMU测量数据和RIS相位之间的互补特性。其包括前向信息传递和反向误差补偿2个阶段。在前向信息传递阶段,IMU用于测量UE的加速度和角速度,并将其作为先验位置信息初始化RIS相位,进而降低信道参数估计阶段的导频开销。在反向误差补偿阶段,UE接收来自RIS的反射信号。在融合RIS相位与IMU测量数据后,基于估计的UE位置反向校正IMU测量中出现的偏差和累积误差,从而实现高精度和高可靠的位置信息估计。

2) 运用因子图优化方法, 构建了一种多约束因子图模型, 以实现 RIS 与 IMU 联合辅助的高精度定位。为进一步提升定位精度和鲁棒性, 该模型融合了 IMU 测量数据与 RIS 的多组相位信息, 构建了包含多个观测残差项的位置估计优化问题。针对该优化问题, 采用莱文贝格-马夸特 (LM, Levenberg-Marquardt) 算法进行求解, 从而获得当前时刻 UE 的先验位置信息。

3) 通过仿真实验表明, 即使在不同 RIS 单元数量、不同基站发射功率等条件下, 本文方法较现有方法均能实现较高的定位精度且所需的导频开销更少。

1 RIS 与 IMU 联合辅助的室内定位系统

1.1 系统模型

本文提出了一种 RIS 与 IMU 联合辅助的室内定位系统。如图 1 所示, 该系统的核心架构由一个基站、一个用户设备和一块 RIS 组成。基站与用户设备均配置了均匀线性阵列天线, 天线单元数量分别为 N_B 和 N_U 。UE 进一步集成了 IMU, 用于实时捕捉线性加速度与角速度信息, 为定位过程提供重要的动态数据支持。RIS 作为系统的关键组成部分, 采用包含 M 个反射单元的均匀平面阵列设计, 其部署位置位于室内空间顶部上方, 确保基站与 UE 之间良好的通信。

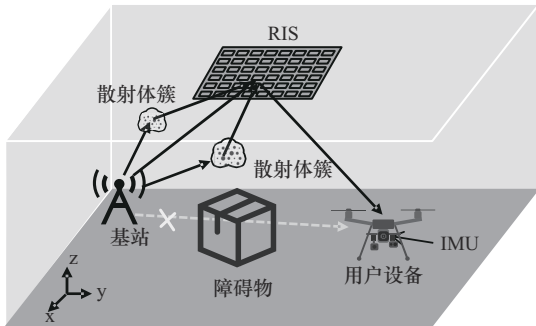


图1 RIS 与 IMU 联合辅助的室内定位系统

本文设计了一种融合定位机制, UE 通过融合处理来自 RIS 反射信号的相位信息与 IMU 测量数据, 以精确地确定其位置。具体原理如下。

在前向信息传递阶段, 利用 IMU 高频输出和短期精度高的特点, 根据输出的 IMU 运动状态信息预测 UE 位置, 并将预测结果作为基站发射导频信号的先验信息, 缩小波束搜索范围, 降低信道参数估计阶段所需的导频开销。在反向误差补偿阶段, 将信道估计结果与 IMU 预测的位置信息融合后, 采用因子图优化方法进行位置信息联合估计建模, 实现对 UE 位置的高精度估计。此外, 估计的 UE 位置用于反向校正 IMU 的漂移误差, 实现对 IMU 累计误差的有效抑制, 提高定位的精确性。RIS 与 IMU 联合辅助的室内定位方法流程如图 2 所示。

1.2 信道模型

假设在时刻 $k \in \{1, 2, \dots, K\}$, 基站传输相同的预编码导频信号 $\mathbf{x} \in \mathbb{C}^{N_B \times 1}$, 经 RIS 反射后到达 UE。RIS 在每个时刻 k 调整其反射相位, 以定制无线传播环境。UE 在第 k 个时刻接收到的信号表示为

$$\mathbf{y}(k) = \sqrt{P_t} \mathbf{H}_{R,U} \mathbf{\Omega}(k) \mathbf{H}_{B,R} \mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k) \quad (1)$$

其中, $\mathbf{\Omega}(k) \in \mathbb{C}^{M \times M}$ 为 RIS 单元在时刻 k 的相移矩阵, P_t 为基站的发射功率, $\mathbf{w}(k)$ 为一个均值为 0、协方差矩阵为 $\sigma^2 \mathbf{I}_M$ 的复圆对称高斯随机向量, $\mathbf{H}_{B,R} \in \mathbb{C}^{N_B \times M}$ 和 $\mathbf{H}_{R,U} \in \mathbb{C}^{M \times N_U}$ 分别为基站-RIS 和 RIS-UE 的信道矩阵。为了更准确地刻画室内环境中的无线传播特性, 本文考虑了空间中的多径散射、路径损耗、阴影衰落等因素对信道建模的影响。

1) 基站-RIS 信道

假设基站与 RIS 之间存在 M 个散射体, 物理位置相近的散射体具有相似的散射特性^[22]。为了简化基站与 RIS 之间的信道模型, 可以将 M 个散射体划分到 C 个散射簇中。基于此, 基站到 RIS 的信道

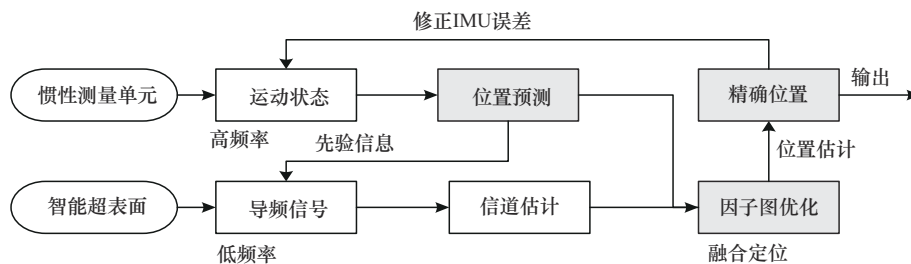


图2 RIS 与 IMU 联合辅助的室内定位方法流程

矩阵由非视距链路 $\mathbf{H}_{B,R}^{\text{NLOS}}$ 和视距链路 $\mathbf{H}_{B,R}^{\text{LOS}}$ 两部分组成, 具体表示为

$$\mathbf{H}_{B,R} = \underbrace{\gamma \sum_{c=1}^C \sum_{s=1}^{S_c} \beta_{c,s} \sqrt{\rho_{B,R}^{\text{NLOS}}} \mathbf{a}(\phi_{c,s}^{\text{RIS}}, M) \mathbf{a}^H(\theta_{c,s}^{\text{RIS}}, N_B)}_{\mathbf{H}_{B,R}^{\text{NLOS}}} + \underbrace{\sqrt{\rho_{B,R}^{\text{LOS}}} e^{-j2\pi f \tau_{B,R}} \mathbf{a}(\phi_{B,R}, M) \mathbf{a}^H(\theta_{B,R}, N_B)}_{\mathbf{H}_{B,R}^{\text{LOS}}} \quad (2)$$

其中, $\gamma = \sqrt{\frac{1}{\sum_{c=1}^C S_c}}$ 为功率归一化因子^[2], S_c 为第 c 个簇

内散射体的个数, 即 $M = \sum_{c=1}^C S_c$, $c \in \{1, \dots, C\}$, $\beta_{c,s}$

和 $\rho_{B,R}$ 分别表示基站-RIS 链路的复高斯分布信道增益和路径损耗, f 表示载波频率, $\tau_{B,R}$ 、 $\theta_{c,s}^{\text{RIS}}$ 和 $\phi_{c,s}^{\text{RIS}}$ 分别表示簇 c 内第 s 个散射体到 RIS 的到达时间、出射角和到达角, 其中 $s \in \{1, \dots, S_c\}$, 类似的定义也适用于其他符号, 如 $\theta_{B,R}$ 和 $\phi_{B,R}$, $\mathbf{a}(\psi, N) \in \mathbb{C}^{N \times 1}$ 是第 N 个元素定义的阵列响应, 可以表示为

$$[\mathbf{a}(\psi, N)]_n = \exp\{j\mathbf{k}(\psi)^T [\mathbf{Q}]_{:,n}\} \quad (3)$$

其中, $\psi \in \{\phi_{B,R}, \phi_{R,U}, \theta_{B,R}, \theta_{R,U}, \theta_{c,s}^{\text{RIS}}, \phi_{c,s}^{\text{RIS}}\}$, $N \in \{M, N_B, N_U, M\}$ 和 $n \in \{1, \dots, N\}$, \mathbf{Q} 是发射/接收天线的位置。

波束矢量 $\mathbf{k}(\psi)$ 定义为

$$\mathbf{k}(\psi) = \frac{2\pi}{\lambda} \begin{bmatrix} \sin([\psi]_{el}) \cos([\psi]_{az}) \\ \sin([\psi]_{el}) \sin([\psi]_{az}) \\ \cos([\psi]_{el}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $[\psi]_{az}$ 和 $[\psi]_{el}$ 分别为波束的方位角和俯仰角, $\lambda = \frac{c}{f_c}$ 为载波波长。

本文采用与文献[23]中相同的路径损耗模型, 该模型适用于室内无线传播环境。

$$\rho = -20 \lg\left(\frac{4\pi}{\lambda}\right) - 10\mu \left(1 + b \left(\frac{f-f_0}{f_0}\right)\right) \lg(d) - X_\sigma \quad (5)$$

其中, $\rho \in \{\rho_{B,R}^{\text{NLOS}}, \rho_{B,R}^{\text{LOS}}\}$, $d \in \{d_{B,R}^{\text{NLOS}}, d_{B,R}^{\text{LOS}}\}$ 和 $\mu \in \{\mu_{B,R}^{\text{NLOS}}, \mu_{B,R}^{\text{LOS}}\}$ 分别表示在视距或非视距链路下的传输距离和路径损耗指数, b 表示系统参数, 当视距链路时取值为 0, 非视距链路时取值为 $b_{B,R}^{\text{NLOS}}$, f_0 为中心频率, $X_\sigma \sim N(0, \sigma^2)$ 表示阴影衰落因子。

2) RIS-UE 信道

假设 RIS 和 UE 之间具有清晰的视距链路, 则 RIS-UE 之间的信道矩阵可以表示为

$$\mathbf{H}_{R,U} = \sqrt{\rho_{R,U}} e^{-j2\pi f \tau_{R,U}} \mathbf{a}(\phi_{R,U}, N_U) \mathbf{a}^H(\theta_{R,U}, M) \quad (6)$$

其中, $\rho_{R,U}$ 为 RIS 到 UE 的路径损耗, 可通过式(5) 计算获得, $\tau_{R,U}$ 、 $\theta_{R,U}$ 和 $\phi_{R,U}$ 分别为 RIS 到 UE 的到达时间、出射方向和入射方向, $\mathbf{a}(\phi_{R,U}, N_U)$ 和 $\mathbf{a}^H(\theta_{R,U}, M)$ 分别为 UE 和 RIS 的阵列响应向量。

1.3 IMU 测量模型

IMU 利用内置的加速度计与陀螺仪测量 UE 的加速度和角速度, 分别表示为

$$\hat{\mathbf{w}}_k = \mathbf{w}_k + \mathbf{b}_{\omega k} + \mathbf{n}_\omega \quad (7)$$

$$\hat{\mathbf{a}}_k = \mathbf{a}_k + \mathbf{R}_k^U \mathbf{g} + \mathbf{b}_{ak} + \mathbf{n}_a \quad (8)$$

其中, $\hat{\mathbf{w}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_k$ 分别表示 IMU 在 UE 坐标系下第 k 时刻角速度与加速度的原始测量值, \mathbf{b}_{ak} 和 $\mathbf{b}_{\omega k}$ 分别表示加速度误差和角速度误差, \mathbf{R}_k^U 表示第 k 时刻全局坐标系至 UE 坐标系的转换矩阵, $\mathbf{n}_a \sim N(0, \sigma_a^2)$ 和 $\mathbf{n}_\omega \sim N(0, \sigma_\omega^2)$ 分别表示加速度计和陀螺仪测量中附加的高斯噪声, \mathbf{g} 表示全局坐标系下的重力常量。

根据所测量的角速度和加速度数据, 可以推算出 UE 在第 k 时刻的初始位置估计值 $\hat{\mathbf{p}}_k$ 。在这一过程中, 采用预积分方法对 IMU 数据进行处理, 进一步计算出 UE 上一时刻到当前时刻的相对位置。由此获得每个时刻 UE 初始的状态信息。当 UE 在第 k 时刻接收到新的惯性测量数据时, 在 2 个定位时刻时间间隔 Δt_k 内, UE 的状态将进行递归式的传播与更新。这一计算过程遵循式(9)。

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_{k-1}^U \hat{\mathbf{p}}_k &= \mathbf{R}_{k-1}^U \left(\mathbf{p}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \Delta t_{k-1} - \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t_{k-1}^2 \right) + \boldsymbol{\alpha}_{k-1}^k \\ \mathbf{R}_{k-1}^U \hat{\mathbf{v}}_k &= \mathbf{R}_{k-1}^U \left(\mathbf{v}_{k-1} - \mathbf{g} \Delta t_{k-1} \right) + \boldsymbol{\beta}_{k-1}^k \\ \mathbf{R}_{k-1}^U \hat{\mathbf{q}}_k &= \mathbf{R}_{k-1}^U \hat{\mathbf{q}}_{k-1} \otimes \boldsymbol{\gamma}_{k-1}^k \end{aligned} \quad (9)$$

其中,

$$\begin{aligned} \boldsymbol{\alpha}_{k-1}^k &= \iint_{t \in [k-1, k]} \mathbf{R}_k^U (\hat{\mathbf{a}}_t - \mathbf{b}_{at} - \mathbf{n}_a) dt^2 \\ \boldsymbol{\beta}_{k-1}^k &= \int_{t \in [k-1, k]} \mathbf{R}_k^U (\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_{\omega t} - \mathbf{n}_\omega) dt \\ \boldsymbol{\gamma}_{k-1}^k &= \int_{t \in [k-1, k]} \frac{1}{2} \boldsymbol{\Theta} (\hat{\boldsymbol{\omega}}_t - \mathbf{b}_{\omega t} - \mathbf{n}_\omega) \boldsymbol{\gamma}_{k-1} dt \end{aligned} \quad (10)$$

其中, $\hat{\mathbf{p}}_k$ 、 $\hat{\mathbf{q}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{v}}_k$ 分别表示第 k 时刻 UE 的位置、方向和速度的估计值, \mathbf{p}_{k-1} 和 \mathbf{q}_{k-1} 分别表示第 $k-1$ 时刻 UE 的位置和方向的实际值, $\boldsymbol{\alpha}_{k-1}^k$ 、 $\boldsymbol{\beta}_{k-1}^k$ 和

γ_{k-1}^k 分别表示第 $k-1$ 时刻到第 k 时刻间 IMU 测量值 (位置、速度和旋转) 的预积分, $\Theta(\cdot)$ 表示将角速度向量映射到四元数导数的函数。

2 基于因子图优化的 IMU/RIS 联合定位算法

鉴于 IMU 测量数据与 RIS 反射相位信息的异构性, 以及二者联合构成的位置估计函数呈现高度非线性的特征, 本节基于因子图优化方法, 对两类信息进行融合建模。通过构建因子图模型, 系统性地刻画不同因子图间的约束关系, 实现高效的信息协同推理, 从而提升室内定位精度并降低导频开销。依据因子图方法构建的 RIS 与 IMU 联合辅助定位的因子图模型如图 3 所示。其中, UE 的状态变量 \mathbf{x}_k 为因子图中的节点, 包括 UE 的位置、方向、速度以及 IMU 陀螺仪和加速度计的偏差等信息, 即 $\mathbf{x}_k = [\mathbf{p}_k^T, \mathbf{q}_k^T, \mathbf{v}_k^T, \mathbf{b}_k^T]^T$ 。

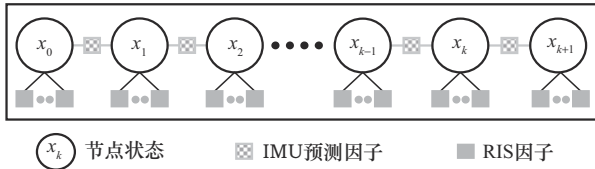


图3 RIS与IMU联合辅助定位的因子图模型

如图 3 所示, 构造的因子图模型包含两类因子, 分别为 IMU 预测因子和 RIS 因子。基于此, 可以通过求解包含两类因子的非线性最小二乘法, 获得 UE 位置的估计值。因此, RIS 与 IMU 联合辅助定位的位置估计目标函数可以表示为

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \underset{\mathbf{x}_k}{\operatorname{argmin}} \left\| r_{\text{R}}(\hat{Z}_{L,k}, \mathbf{x}_k) \right\|_{\text{F}_R}^2 + \left\| r_{\text{I}}(\hat{Z}_{I_{k-1}, I_k}, \mathbf{x}_k) \right\|_{\text{F}_I}^2 \quad (11)$$

其中, RIS 和 IMU 相关的残差函数构造如 2.1 节和 2.2 节所示。

2.1 RIS 相关的残差函数

鉴于 IMU 所提供的高频输出特性, 利用其测量数据来计算第 k 时刻 UE 的初始位置估计值 $\hat{\mathbf{p}}_k$ 。然而, 值得注意的是, IMU 在数据测量过程中不可避免地会引入噪声, 这导致所获得的 UE 初始位置 $\hat{\mathbf{p}}_k$ 与实际位置 \mathbf{p}_k 之间存在一定的偏差。为了量化这种偏差, UE 实际位置的不确定性采用给定的半径 σ 来界定。由此, UE 的实际位置 \mathbf{p}_k 位于一个以 $\hat{\mathbf{p}}_k$ 为圆心, σ 为半径的圆形区域 C 内, 具体如式(12)

所示。

$$\left| \mathbf{p}_k - \hat{\mathbf{p}}_k \right| < \sigma \quad (12)$$

接下来, 依据已明确界定的 UE 实际位置区域 C , 配置 RIS 的相移。具体过程如下。

首先, 从区域 C 内随机选择 L 个服从均匀分布的参考点, 记为 $\xi_l, l \in \{1, \dots, L\}$ 。然后, 利用式(11) 获得 L 个 RIS 参考相移值 $\Omega_l(k), l \in \{1, \dots, L\}$ ^[24], 即

$$\Omega_l(k) = \exp \left(-j \left(\mathbf{k}(\psi) + \frac{2\pi(\xi_l - \mathbf{p}_R)}{\lambda \|\xi_l - \mathbf{p}_R\|} \right) \cdot [\mathbf{Q}_R]_m \right) \quad (13)$$

其中, m 表示 RIS 上第 m 个反射单元, \mathbf{p}_R 表示 RIS 中心坐标, $[\mathbf{Q}_R]_m$ 表示第 m 个反射单元的坐标。

UE 在时刻 k 接收到来自 RIS 的实际信号为

$$\mathbf{y}_{k,l} = \sqrt{P_t} \underbrace{\mathbf{H}_{\text{R,U}} \Omega_l(k) \mathbf{H}_{\text{B,R}} \mathbf{x}(k)}_{\bar{\mathbf{y}}_{k,l}} + \mathbf{w}(k) \quad (14)$$

由式(14)可知, $\bar{\mathbf{y}}_{k,l}$ 仅由 UE 实际位置 \mathbf{p}_k 确定。因此, 可以将 $\bar{\mathbf{y}}_{k,l}$ 重构为 \mathbf{p}_k 的函数, 即 $\bar{\mathbf{y}}_{k,l}(\mathbf{p}_k)$ 。进一步地, 比较实际观测到的数据 $\{\mathbf{y}_{k,l}\}$ 与理论值 $\{\bar{\mathbf{y}}_{k,l}(\mathbf{p}_k)\}$ 之间的差异, 其差异值记为 RIS 因子。

由此, UE 处接收信号的残差函数表示为

$$r_{\text{R}}(\hat{Z}_L, \mathbf{x}_k) = \mathbf{Y}_k - \bar{\mathbf{Y}}_k(\mathbf{p}_k) \quad (15)$$

其中, $\mathbf{Y}_k = [\mathbf{y}_{k,1}, \dots, \mathbf{y}_{k,l}, \dots, \mathbf{y}_{k,L}]^T$ 为在第 k 个时刻 UE 收集到的 L 个观测信号, 这些信号对应的理论值为 $\bar{\mathbf{Y}}_k(\mathbf{p}_k) = [\bar{\mathbf{y}}_{k,1}(\mathbf{p}_k), \dots, \bar{\mathbf{y}}_{k,l}(\mathbf{p}_k), \dots, \bar{\mathbf{y}}_{k,L}(\mathbf{p}_k)]^T$ 。

2.2 IMU 测量预积分残差函数

惯性测量单元测量的预积分残差函数为

$$r_{\text{I}}(\hat{Z}_{I_{k-1}, I_k}, \mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \delta \alpha_{k-1}^k \\ \delta \beta_{k-1}^k \\ \delta \gamma_{k-1}^k \\ \delta \mathbf{b}_a \\ \delta \mathbf{b}_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_{k-1}^{\text{U}} (\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_{k-1} + \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t_k^2 - \mathbf{v}_{k-1} \Delta t_k) - \hat{\alpha}_{k-1}^k \\ \mathbf{R}_{k-1}^{\text{U}} (\mathbf{v}_k + \mathbf{g} \Delta t_k - \mathbf{v}_{k-1}) - \hat{\beta}_{k-1}^k \\ 2 [\mathbf{q}_{k-1}^{-1} \otimes \mathbf{q}_k \otimes (\hat{\gamma}_{k-1}^k)^{-1}]_{\text{xyz}} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

在建立了所有因子项后, 所得到的位置估计目标函数具有高维非线性特征, 传统梯度下降算法在

高维参数空间中收敛速度较慢,难以满足实时性要求。而高斯牛顿算法对初始估计值较敏感,当初始估计值存在较大误差时,容易陷入局部最优或无法收敛,从而影响定位精度。LM算法结合了高斯牛顿算法的快速收敛特性和传统梯度下降算法的全局搜索能力,能够在初始估计值误差较大的情况下仍然保持较好的收敛性。因此,本文采用LM算法进行求解,获得当前时刻UE的位置信息。

本文所提基于因子图优化的IMU/RIS联合定位算法的详细流程如算法1所示。具体流程为:定义IMU测量数据更新的累计时间 t 和RIS相位更新的时间 k ,且初始化 $t = k - 1$ 。当 $t < k$ 时,记录IMU输出数据以预测UE位置信息,如算法1中步骤2)所示。当 $t = k$ 时,首先利用IMU测量数据估计UE的初始位置,如算法1中步骤4)所示。随后通过式(12)和式(13)计算出UE位置估计范围及RIS相位,如算法1中步骤5)所示。UE收集来自不同RIS相位的反射信号,构建包含UE接收信号与IMU预积分的残差函数的联合位置估计目标函数,如算法1中步骤6)~步骤7)所示。最后,利用LM算法求解目标函数,获得当前时刻UE的位置估计值,如算法1中步骤8)~步骤12)所示。根据定位结果估计IMU误差,计算其偏差量,并基于IMU的零偏差模型,对IMU的加速度计和陀螺仪的测量值进行修正,补偿噪声、偏置和漂移误差,如算法1中步骤14)所示。将经过校正和补偿的IMU测量数据作为下一定位周期的初始状态,以减少累计误差对后续定位的影响,并更新 t 。直到 $t > k$ 时,判定当前定位周期结束。

算法1 基于因子图优化的IMU/RIS联合定位

初始化 $t = k - 1$, IMU测量数据更新时间间隔 t_{step} , 上一时刻IMU测量数据 $\hat{\mathbf{w}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_{k-1}$, UE状态信息 $\boldsymbol{\chi}_{k-1} = [\mathbf{p}_{k-1}^T, \mathbf{q}_{k-1}^T, \mathbf{v}_{k-1}^T, \mathbf{b}_{k-1}^T]^T$

- 1) 循环
- 2) 获取并记录IMU测量数据 $\hat{\mathbf{w}}_t$ 和 $\hat{\mathbf{a}}_t$
- 3) if $t = k$
- 4) 根据IMU测量数据预测UE在 k 时刻的初始位置 $\hat{\mathbf{p}}_k$
- 5) 利用式(12)和式(13), 确定UE位置估计范围及RIS相移
- 6) UE收集RIS反射的信号, 利用式(14)计算其相应的理论值 $\bar{\mathbf{Y}}_k(\mathbf{p}_k)$
- 7) 根据UE接收信号的残差函数及IMU预

积分的残差函数构建目标函数式(11)

- 8) for $j = 1, \dots, J$ (最大迭代次数)
- 9) 计算雅可比矩阵 $\mathbf{J}_k^{\text{RIS}}$ 、 $\mathbf{J}_k^{\text{IMU}}$ 、Hessian矩阵 \mathbf{H} 以及信息矩阵 \mathbf{b}
- 10) 计算UE状态更新步长:

$$\Delta \hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\Delta \mathbf{X}} \|(\mathbf{H} + \lambda \mathbf{I}) \Delta \mathbf{X} - \mathbf{b}\|$$
- 11) 更新UE状态信息: $\hat{\boldsymbol{\chi}}_k = \hat{\boldsymbol{\chi}}_k + \Delta \hat{\mathbf{X}}$
- 12) 根据式(11)更新残差 $\hat{\mathbf{e}}_k$, 如果 $\hat{\mathbf{e}}_k$ 小于阈值, 则接受更新UE状态信息 $\boldsymbol{\chi}_k \leftarrow \hat{\boldsymbol{\chi}}_k$, 否则调整正则化参数 λ
- 13) end for
- 14) 修正IMU的累计误差
- 15) else
- 16) $t = t + t_{\text{step}}$
- 17) end if
- 18) until $t > k$

3 仿真分析

为了验证所提RIS与IMU联合辅助的室内定位方法的优越性, 本文采用以下几种现有方案对室内定位性能进行对比分析。

1) 方案1。UE仅利用IMU测量数据进行定位。

2) 方案2。UE融合IMU测量数据与RIS反射相移进行定位, 其中RIS上每个反射单元的相移从 $[0, 2\pi]$ 中随机生成^[24]。

3) 方案3。基于UE先验位置信息设计RIS相移, 其中RIS相移在高斯角度不确定性中采样获得^[25]。

系统仿真参数设置如表1所示^[22]。此外, 为了模拟真实场景中的UE移动情况, 设定UE在 $[-5, 20] \times [-8, 12]$ 内自由移动。IMU的数据输出频率为200 Hz, 接收信号更新频率为10 Hz。

为了有效地评估定位性能, 本文采用一种广泛认可的指标——UE初始位置 $\hat{\mathbf{p}}$ 与实际位置 \mathbf{p} 之间的均方根误差(RMSE, root mean square error)作为性能的量度, 如式(17)所示。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\mathbb{E} \left\{ \|\hat{\mathbf{p}} - \mathbf{p}\|^2 \right\}} \quad (17)$$

其中, $\mathbb{E}\{\cdot\}$ 表示期望运算符。

本文拟使用EuRoC数据集^[26]中IMU实测数据作为UE位置的先验信息, 并据此设计RIS的反射相移, 进行仿真验证。EuRoC数据集来源于微型飞

行器的实地采集,包括IMU测量数据(由ADIS16448传感器以200 Hz采样)和高精度的地面真实轨迹数据。由于该数据集并未直接提供RIS的相位信息,本文利用数据集里的UE轨迹信息,结合式(13)模拟了UE运动过程中的RIS相位信息。

表1 系统仿真参数

参数	值
光速 $c_0/(m \cdot s^{-1})$	3×10^8
载波频率 f_c/GHz	28
带宽 B/MHz	100
天线间距 d_x	$\frac{c_0}{2f_c}$
噪声功率谱密度 $N_0/(\text{dBm} \cdot \text{Hz}^{-1})$	-174
基站坐标 p_B/m	(-5, 12, 0)
RIS坐标 p_R/m	(7.5, 2, 5)
RIS单元数量 $M/\text{个}$	64
中心频率 f_0/GHz	24.2
系统参数 b	0.06
非视距链路的路径损失 $\mu_{B,R}^{\text{NLOS}}$	3.19
视距链路的路径损失 $\mu_{B,R}^{\text{LOS}}$	1.73
单个簇内散射体个数 S_c	$\sim \mathcal{U}[1,30]$
簇的个数 C	$\sim \mathcal{P}(1.9)$

图4直观地展示了不同室内定位方案对EuRoC数据集中MH_05数据序列轨迹的追踪结果在水平面上的投影,其中,本文方案的RMSE值为0.038 8,方案2和方案3的RMSE值分别为0.301和0.065。可以看出,本文方案优于现有RIS辅助的室内定位方案,使用本文方案得到的UE估计轨迹更拟合真实轨迹。

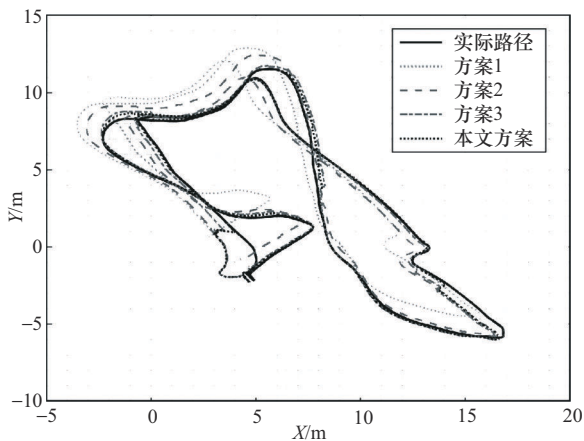


图4 EuRoC数据集下定位的用户设备轨迹与实际轨迹对比关系

为了进一步验证本文方案在定位精度和适应性方面的性能,本文将测试范围扩大至EuRoC数据集中所有MH序列。这些数据序列包含同一室内空间中不同起始位置及不同运动轨迹下的IMU传感器数据与真实运动轨迹数据。不同定位方案在不同数据序列下的定位性能如表2所示。从表2中可以发现,在5组MH序列中,本文方案相比于其他方案具有明显优势。主要有两方面原因:一方面,本文方案利用IMU提供的实时UE位置先验信息,实现了对RIS相移的精准优化,进而提升了信号传输的质量;另一方面,IMU测量数据为定位系统带来了额外的UE位置信息,能够与RIS的相位信息形成了互补,从而提升系统的定位精度。

表2 不同定位方案在不同数据序列下的定位性能

序列	方案1	方案2	方案3	本文方案
MH_01	57.151 0	0.399 0	0.093 7	0.049 4
MH_02	12.811 9	0.299 3	0.072 8	0.034 3
MH_03	2.547 4	0.149 5	0.032 0	0.016 2
MH_04	3.687 5	0.225 1	0.052 3	0.030 4
MH_05	3.069 7	0.301 0	0.065 0	0.038 8

图5展示了不同算法对系统定位RMSE的影响。在5组MH序列测试中,采用LM算法所获得的定位精度在大多数序列测试数据中优于传统梯度下降算法和高斯牛顿算法,表明LM算法在多数运动状态/路线下均能维持较高的定位准确性。这是因为LM算法融合了高斯牛顿算法的快速收敛特性和梯度下降算法的全局搜索能力,对初始值的敏感性较弱,展现出一定的鲁棒性,有利于提升系统定位精度。

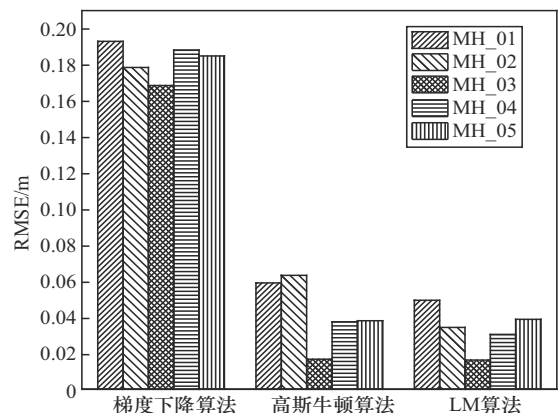


图5 不同算法与系统定位RMSE的关系

图6展示了系统定位RMSE与RIS单元数量的关系。据图所示，本文方案、方案2和方案3均呈现出一种随着RIS单元数量的递增，系统的定位RMSE呈现出逐步缩减的趋势。这表明增加RIS单元数量能够有效提升定位精度。其原因是增加RIS单元数量有助于更有效地将功率集中UE上，从而提高系统的定位精度。此外，对比方案1、方案2和方案3，本文方案的定位精度分别提高约36.4倍、4.6倍和70%。这是因为本文方案充分结合了IMU和RIS两者的互补优势，且其在RIS相移设计上粒度更细。

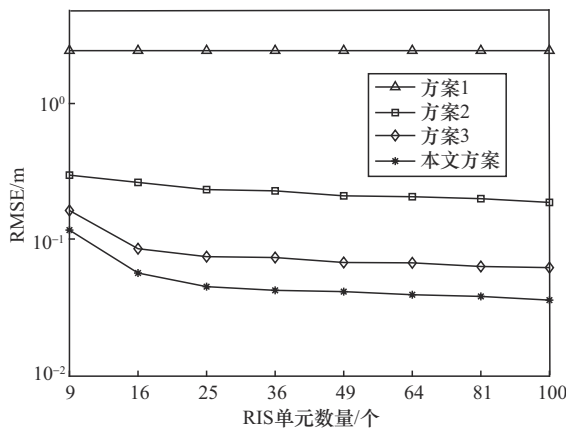


图6 系统定位RMSE与RIS单元数量的关系

图7为系统定位RMSE与基站发射功率的关系。随着BS所发射的导频信号功率的逐步增大，所有采用RIS辅助的定位技术均实现了定位精度的显著增强。这是因为在导频信号功率较低时，UE接收到的导频信号信噪比较低，导致系统定位性能欠佳。一旦导频信号的功率增加，UE接收到的信号质量明显改善，信噪比也随之提升，从而提升了定位性能。值得注意的是，在达到相同RMSE性能阈值的情况下，本文方案相较于其他方案，展现了更低的发射功率需求。此外，在相同发射功率下，由于本文方案深度融合了IMU测量数据和RIS相位信息，有效提升了定位的准确性和可靠性。

图8展示了系统定位RMSE与导频信号发送频率的关系。由图8可以看出，随着导频信号传输间隔的增加（即减小导频开销），所有定位方案均呈现出定位RMSE递增的趋势。然而，值得注意的是，在相同的导频间隔条件下，本文方案仍能表现出较好的定位性能，其误差控制方面表现最佳。这

是因为本文方案在融合IMU测量数据的基础上，对相移设计进行了更为灵活且细致的调整。进一步地，当需要达到相同的定位精度时，采用本文方案所需的导频间隔相对较长。这是因为与IMU测量数据融合为RIS辅助定位提供更为精确的UE先验位置信息，从而大幅度缩小了对UE的搜索范围。这一改变不仅降低了对导频信号的依赖，而且实现了在减少导频信号传输次数的同时，仍能够维持较高的定位精度。

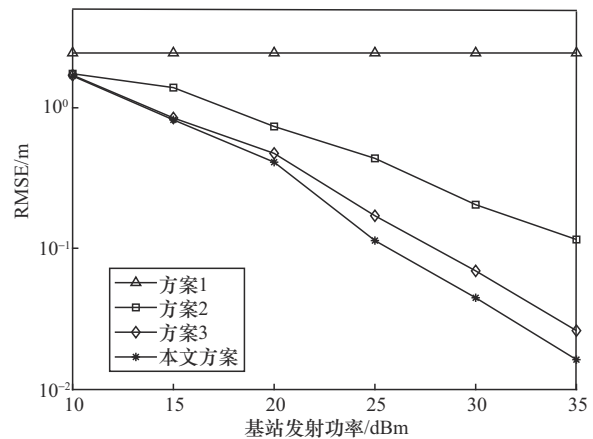


图7 系统定位RMSE与基站发射功率的关系

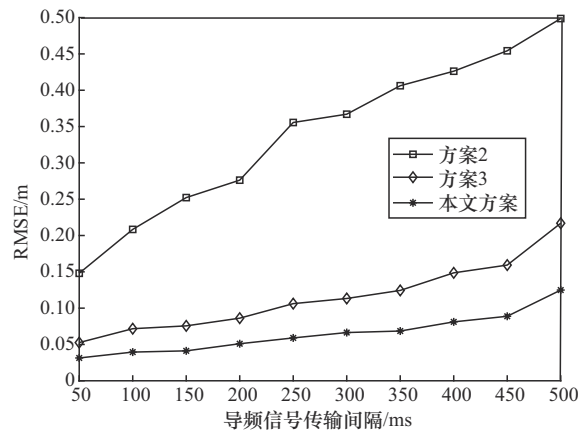


图8 系统定位RMSE与导频信号发送频率的关系

图9展示了XY平面内RIS部署位置变化时系统定位RMSE的变化趋势，其中，左上角白色圆点表示BS在XY平面的位置。从图9中可以发现，当RIS的部署策略倾向于靠近基站或位于室内空间的中心位置时，系统可以实现较好的定位性能（表现为图中颜色较深的区域）。反之，当RIS远离基站和室内空间的中心位置时，则定位误差呈上升趋势（表现为图中颜色由深至变浅区域）。具体而言，当

RIS被放置在靠近基站的位置时,由于缩短了BS与RIS之间距离,增强了RIS接收到的信号质量,进而提升了UE处的信噪比,提升了系统定位精度。此外,当RIS位于室内空间的中心位置时,其到UE可能运动轨迹上各点的平均距离被有效缩短,缓解了信号在传播过程中的衰减问题,进一步提升UE接收信号的信噪比,为系统提供较高精度的定位。由此可见,RIS的部署策略对定位性能具有重要的影响。

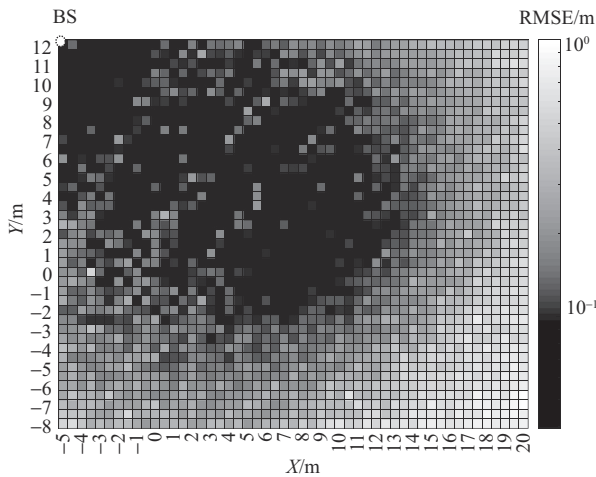


图9 系统定位RMSE与RIS部署位置的关系

为了评估本文方案在不同测量误差条件下的鲁棒性,本文采用系统定位RMSE的累积分布函数(CDF, cumulative distribution function)进行分析,如图10所示。本文方案的CDF曲线相较于其他对比方案呈现出更为陡峭的上升趋势,且误差分布更加集中。具体而言,在相同RMSE值下,本文方案对应的累积分布概率显著高于对比方案,表明在不同测量误差条件下,本文方案仍能保持较高定位稳定性和可靠性。这得益于本文方案在位置估计过程中,充分融合了所有参考点的相移调控结果所产生的信道状态信息,通过多组输入进行联合约束,有效降低环境噪声不确定性对定位精度的影响。此外,在低误差区间($RMSE \leq 10^{-3}$),本文方案的CDF曲线呈现快速上升趋势,77%以上的样本误差集中在该范围内,而其他对比方案的CDF值在相同误差范围内均小于46%。本文方案的中值绝对误差较其他对比方案降低了60%~76%。进一步证明了其鲁棒性,尤其是存在测量噪声的情况下。

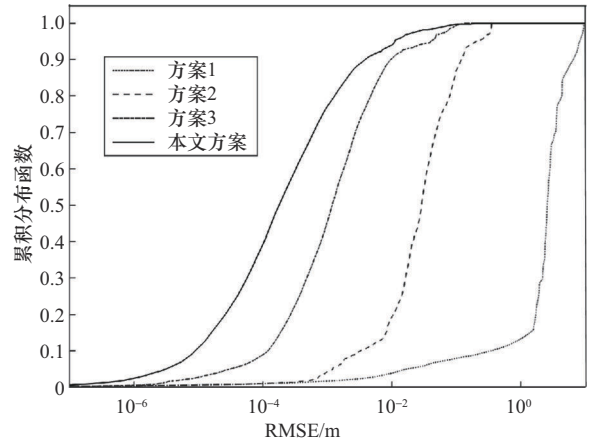


图10 不同方案下系统定位RMSE累积分布情况

为评估实时性,本文对5组MH序列数据进行了系统定位平均处理时延的测试。本文方案的平均处理时延分别为15.32 ms、16.04 ms、27.51 ms、12.68 ms和11.88 ms,如表3所示。在定位过程中,RIS相位更新频率为10 Hz,对应采样间隔为100 ms,此间隔可视为一个定位周期。通过对比分析,本文方案在不同MH序列下的定位平均处理时延均显著低于定位周期(100 ms)。即便在最慢响应速度下(平均处理时延为27.51 ms),相较于定位周期仍具有72.49%的时间裕度,证明了本文方案满足定位系统对实时性的要求。

表3 EuRoC数据集系统定位平均处理时延

序列	平均处理时延/ms
MH_01	15.32
MH_02	16.04
MH_03	27.51
MH_04	12.68
MH_05	11.88

4 结束语

本文针对传统RIS辅助定位方法导频开销较大的问题,提出了一种RIS与IMU联合辅助的室内定位方法。该方法利用IMU测量数据作为用户设备位置的先验信息,指导RIS相移的精细调控,降低对信道参数估计的开销。采用因子图优化方法融合IMU测量数据与RIS反射信号的相位信息,构建位置估计的优化问题,并采用LM算法求解该优化问

题, 以获得用户设备的位置估计。仿真结果表明, 本文方法较现有的定位方法在不同数量的 RIS 单元、不同基站发射功率等条件下, 均能实现更优的定位精度, 并显著降低导频开销。

参考文献:

- [1] BEHAVAN A, YAJNANARAYANA V, KESKIN M F, et al. Positioning and sensing in 6G: gaps, challenges, and opportunities[J]. *IEEE Vehicular Technology Magazine*, 2023, 18(1): 40-48.
- [2] GAO Y, JING H, DIANATI M, et al. Performance analysis of robust cooperative positioning based on GPS/UWB integration for connected autonomous vehicles[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, 2023, 8(1): 790-802.
- [3] LIU Y, LUO Q, ZHOU Y. Deep learning-enabled fusion to bridge GPS outages for INS/GPS integrated navigation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2022, 22(9): 8974-8985.
- [4] 郭文飞, 齐书峰, 邓玥, 等. 融合 TOA/AOD 的 5G/SINS 紧组合导航定位算法分析[J]. *测绘学报*, 2023, 52(3): 367-374.
GUO W F, QI S F, DENG Y, et al. Analysis of 5G/SINS tightly coupled navigation algorithm with TOA/AOD[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2023, 52(3): 367-374.
- [5] YANG S, ZHANG D H, SONG R Y, et al. Multiple Wi-Fi access points co-localization through joint AoA estimation[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(2): 1488-1502.
- [6] WU W J, WANG G, HO K C. Multistatic localization by differential time delays and time differences of arrival in the absence of transmitter position[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 7020-7034.
- [7] CHEN R, LIU M J, HUI Y L, et al. Reconfigurable intelligent surfaces for 6G IoT wireless positioning: a contemporary survey[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(23): 23570-23582.
- [8] PU Q L, LAN X, ZHOU M, et al. RIS-aided indoor positioning system based on passive reflective elements optimization[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(11): 17095-17105.
- [9] 孙俊倡, 谷荣妍, 马帅, 等. 一种基于 RIS 的宽带毫米波 SISO 定位方法[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(4): 1240-1246.
SUN J C, GU R Y, MA S, et al. An RIS assisted wideband millimeter wave SISO-based positioning method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(4): 1240-1246.
- [10] LIN Z, NIU H H, HE Y Z, et al. Self-powered absorptive reconfigurable intelligent surfaces for securing satellite-terrestrial integrated networks[J]. *China Communications*, 2024, 21(9): 276-291.
- [11] LIN Z, NIU H H, AN K, et al. Refracting RIS-aided hybrid satellite-terrestrial relay networks: joint beamforming design and optimization[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(4): 3717-3724.
- [12] BJÖRNSON E, WYMEERSCH H, MATTHIESEN B, et al. Reconfigurable intelligent surfaces: a signal processing perspective with wireless applications[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2022, 39(2): 135-158.
- [13] 崔铁军. 电磁超材料: 从等效媒质到现场可编程系统[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(10): 1427-1461.
CUI T J. Electromagnetic metamaterials: from effective media to field programmable systems[J]. *Scientia Sinica (Informationis)*, 2020, 50(10): 1427-1461.
- [14] ZHANG H B, ZHANG H L, DI B Y, et al. Towards ubiquitous positioning by leveraging reconfigurable intelligent surface[J]. *IEEE Communications Letters*, 2021, 25(1): 284-288.
- [15] ZHANG H B, ZHANG H L, DI B Y, et al. MetaLocalization: reconfigurable intelligent surface aided multi-user wireless indoor localization[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(12): 7743-7757.
- [16] WANG W, ZHANG W. Joint beam training and positioning for intelligent reflecting surfaces assisted millimeter wave communications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 20(10): 6282-6297.
- [17] HAN Y, JIN S, WEN C K, et al. Localization and channel reconstruction for extra large RIS-assisted massive MIMO systems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022, 16(5): 1011-1025.
- [18] ALEXANDROPOULOS G C, VINIERATOU I, WYMEERSCH H. Localization via multiple reconfigurable intelligent surfaces equipped with single receive RF chains[J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2022, 11(5): 1072-1076.
- [19] MA T, XIAO Y, LEI X, et al. Distributed reconfigurable intelligent surfaces assisted indoor positioning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(1): 47-58.
- [20] TENG B Y, YUAN X J, WANG R, et al. Bayesian user localization and tracking for reconfigurable intelligent surface aided MIMO systems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022, 16(5): 1040-1054.
- [21] QUE H, YANG J, WEN C K, et al. Joint beam management and SLAM for mmWave communication systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2023, 71(10): 6162-6179.
- [22] BASAR E, YILDIRIM I, KILINC F. Indoor and outdoor physical channel modeling and efficient positioning for reconfigurable intelligent surfaces in mmWave bands[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2021, 69(12): 8600-8611.
- [23] HEMADEH I A, SATYANARAYANA K, EL-HAJJAR M, et al. Millimeter-wave communications: physical channel models, design considerations, antenna constructions, and link-budget[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, 20(2): 870-913.
- [24] DARDARI D, DECARLI N, GUERRA A, et al. LOS/NLOS near-field localization with a large reconfigurable intelligent surface[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2021, 21(6): 4282-4294.
- [25] KEYKHOSRAVI K, KESKIN M F, SECO-GRANADOS G, et al. RIS-enabled SISO localization under user mobility and spatial-wideband effects[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2022, 16(5): 1125-1140.
- [26] BURRI M, NIKOLIC J, GOHL P, et al. The EuRoC micro aerial vehicle datasets[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2016, 35(10): 1157-1163.

[作者简介]



孙巍 (1992-), 女, 辽宁辽阳人, 博士, 重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为智能超表面、通信感知一体化、无线携能通信、资源分配等。



宋清洋 (1976-), 女, 辽宁沈阳人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为协作资源管理、智能超表面、通感一体化、边缘计算、移动缓存等。



杜鑫 (1999-), 男, 四川广安人, 重庆邮电大学硕士生, 主要研究方向为室内定位、智能超表面等。



郭磊 (1980-), 男, 四川眉山人, 博士, 重庆邮电大学教授、博士生导师, 主要研究方向为无线通信网络、光通信网络。