

基于虚拟锚点的室内融合定位方法

张宇¹, 李泽^{1,2}, 田增山¹, 桂术亮¹, 刘凯凯¹

(1. 重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065; 2. 重庆邮电大学工业物联网与网络化控制教育部重点实验室, 重庆 400065)

摘要: 利用通信信号镜面反射形成的虚拟锚点 (VAP) 实现终端定位是近年来一个研究热点。针对终端在定位过程中 VAP 出现的“生灭”现象, 在单输入单输出 (SISO) 网络中提出了一种基于虚拟锚点的室内融合定位方法。首先, 利用状态转移方程提供的先验信息, 对观测集合中的非镜面杂波进行滤除。其次, 利用平面内不同位置的预测观测集和匈牙利算法构建定位模型, 并利用群优化算法估计终端的位置。再次, 通过融合滤波方法将状态方程提供的先验位置信息与估计的位置进行融合。仿真结果表明, 相较于现有方法, 所提方法能够有效地提升定位精度。最后, 利用软件无线电搭建测试系统, 真实环境下的测试结果表明, 所提方法可以达到 0.47 m 的平均定位精度。

关键词: 室内定位; 虚拟锚点; 匈牙利算法; 融合滤波

中图分类号: TP393.0

文献标志码: A

DOI: 10.11959/j.issn.1000-436x.2026020

Indoor fusion localization method based on virtual anchor points

Zhang Yu¹, Li Ze^{1,2}, Tian Zengshan¹, Gui Shuliang¹, Liu Kaikai¹

1. School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

2. Key Laboratory of Industrial Internet of Things Networked Control, Ministry of Education, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China

Abstract: The use of virtual anchor point (VAP) formed by specular reflections of communication signals for terminal localization has become a research hotspot in recent years. The “birth-death” phenomenon of VAP in the localization process was studied, and an indoor fusion localization algorithm based on VAP was proposed for single-input single-output (SISO) networks. Firstly, prior information provided by the state transition equation was utilized to filter out non-specular clutter in the observation set. Then, predicted observation sets corresponding to different positions on the plane and the Hungarian algorithm were employed to construct a positioning model, and a swarm optimization algorithm was applied to estimate the terminal position. Furthermore, the prior position information provided by the state equation was fused with the estimated position through a fusion-based filtering method. Simulation results show that, compared with existing methods, the proposed method effectively improves localization accuracy. The experimental results obtained from the software radio test system show that the proposed method achieves an average localization accuracy of 0.47 m in real environments.

Keywords: indoor localization, virtual anchor point, Hungarian algorithm, fusion-based filtering

收稿日期: 2025-11-03; 修回日期: 2026-01-12

通信作者: 李泽, lize@cqupt.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No.62571075); 重庆市教委科学技术研究基金资助项目 (No.KJQN202400646); 重庆市自然科学基金博士后科学基金资助项目 (No.CSTB2023NSCQ-BHX0160)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (No.62571075), The Science and Technology Research Program of Chongqing Municipal Education Commission (No.KJQN202400646), The Natural Science Foundation-Postdoctoral Science Foundation Project of Chongqing (No.CSTB2023NSCQ-BHX0160)

0 引言

随着物联网 (Internet of things, IoT) 技术的快速发展, 智能家居应用呈现蓬勃兴起之势, 基于用户位置的个性化服务需求日益增长^[1]。然而, 传统的全球导航卫星系统 (global navigation satellite system, GNSS), 如全球定位系统 (global positioning system, GPS) 和北斗导航卫星系统 (Beidou navigation satellite system, BDS), 在室内环境中易受到严重信号衰减的影响, 导致难以有效提供定位服务。因此, 室内定位技术逐渐成为学术界和工业界的研究热点^[2-3]。

在既有研究中, 大多数室内定位算法依赖多个基站 (base station, BS) 获取无线信号参数, 并据此完成位置估计^[4-6]。然而, 在实际应用场景中, 高精度多基站定位系统往往对硬件配置提出较高要求, 尤其在大规模或复杂环境下更为突出。此外, 多基站系统通常需要严格的时间同步, 一旦各基站之间存在时钟偏差, 将导致定位结果出现显著误差。鉴于此, 基于单基站的定位技术具有重要研究意义^[7]。其中多径辅助定位技术为解决单基站定位的精度瓶颈提供了有效途径。文献[8]提出了一种基于 Wi-Fi 网络的多径协作单站定位方法, 该方法联合利用到达角 (angle of arrival, AoA)、飞行时间 (time of flight, ToF) 及出发角 (angle of departure, AoD), 结合一阶反射路径与视距 (line of sight, LOS) 路径, 构建多径几何约束模型, 从而实现目标位置及朝向的精确估计。近年来, 基于虚拟锚点 (virtual anchor point, VAP) 的多径辅助定位技术成为室内定位研究的新兴方向。该类方法利用 VAP 的几何特性——当物理锚点 (physical anchor, PA) 发射的信号在环境中发生镜面反射时, 镜面反射路径满足入射角等于反射角的几何关系, 因此可将 PA 相对于反射面进行镜像对称变换, 得到等效的 VAP^[9-10]。由此, 可将镜面反射路径等效为来自 VAP 的直达路径, 从而在不需要额外硬件的情况下扩展锚点数量, 提高定位精度。目前, 已有大量研究探讨基于 VAP 的定位算法及其性能提升潜力^[11-13]。

文献[14]提出了一种基于概率假设密度 (probability hypothesis density, PHD) 滤波器的多模态同时定位与建图 (simultaneous localization and mapping, SLAM) 系统。该系统在统一框架下对 LOS

路径、镜面反射 (specular reflection, SR) 路径及散射路径进行联合建模, 实现了目标定位与室内环境中 VAP 的同时估计。文献[15]提出了一种融合主动感知与被动感知的 SLAM 算法, 其中主动感知利用雷达信号检测粗糙墙面反射点, 被动感知则通过低频无线信号捕获对应镜面反射的 VAP, 并采用聚类方法对两类反射进行统一建模, 从而有效应对混合反射环境下的 SLAM 问题。文献[16]研究了一种基于置信传播 (belief propagation, BP) 的 SLAM 算法, 联合利用 AoA 和 AoD 实现 VAP 构图与目标定位。

现有研究多集中于单输入多输出 (single-input multiple-output, SIMO) 或多输入多输出 (multiple input multiple-output, MIMO) 通信系统下的定位问题, 即联合利用多径的角度信息与时延信息实现目标位置估计。然而, 在部分实际场景中, 由于基站或用户终端天线阵列的不规则性, 尤其是用户设备往往仅配置单根天线, 能够获取的信息仅限于多径的 ToF, 此时上述基于角度与时延联合估计的方法难以直接应用。针对该问题, 文献[17]提出了一种基于多状态约束的多径辅助定位方法, 并引入最小观测约束, 用于分析实现 VAP 与目标位置估计所需的最小观测数量; 同时设计了缓解因数据关联错误导致定位精度退化的算法。文献[18]研究了一种基于置信传播的 SLAM 算法, 通过节点间传递变量的概率分布并计算其边缘或联合概率分布, 在利用测距信息完成 VAP 建图的同时实现目标定位。尽管上述方法在仅依赖 ToF 的情况下能够实现目标定位, 但其普遍存在将构图过程与定位过程耦合时难以分离执行的问题。在特定室内环境中, VAP 位置通常保持稳定, 除非环境布局发生显著变化, 否则不需要频繁更新。因此, 对于给定环境, 仅需一次建图即可确定所有 VAP 位置。若每次定位均重复执行建图, 不仅会造成计算资源的浪费, 还会降低系统的实时性。此外, 这类算法严重依赖于状态转移方程进行位置更新, 构图过程对终端位置的修正作用有限。当状态转移方程中的噪声较大时, 定位精度将迅速下降, 且算法无法对定位效果进行有效补偿, 导致整体定位性能显著劣化。同时这些算法基于理论生成的 ToF 而不是通过参数估计获得的 ToF, 相比之下通过参数估计获得的 ToF 更符合实际情况。理论生成的 ToF 仅能反映 VAP 对定位的帮

助,而不能反映终端运动过程中VAP“生灭”对定位性能的影响。

为了进一步满足单输入单输出(single-input single-output, SISO)通信系统下的定位需求,本文提出了一种基于虚拟锚点的室内融合定位方法,在环境中VAP已知的前提下,可以实现对目标的精准定位。首先通过状态转移方程获取目标的先验位置,对参数估计后获得的观测集进行滤波,用来筛选镜面反射分量,然后通过匈牙利算法结合镜面反射构建目标的定位方程,并利用一种工程启发式的融合滤波方法实现了对目标先验位置与后验位置的融合定位。本文主要工作如下。

1) 提出了一种面向SISO通信系统的高效定位模型。不同于传统基于SLAM架构的VAP辅助定位方法,本文针对室内环境中VAP位置已知的场景,利用状态转移方程提供的目标先验位置信息,反向计算观测集合并进行滤波处理。在此基础上,引入匈牙利算法构建定位优化方程,并采用粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法加速全局最优位置的搜索,从而实现低复杂度、高精度的终端定位。

2) 通过构建工程启发式的融合定位方法,将目标的先验位置与终端位置估计结果进行融合。一方面,该方法有效弥补了状态转移方程的精度不足问题;另一方面,即使在镜面反射路径数量较少的情况下,仍能够实现对目标的持续定位跟踪,从而显著提升整体定位精度与系统鲁棒性。

3) 仿真和真实环境中的测试结果表明,所提方法在满足实时性要求的同时显著提升了定位精度。进一步的对比分析结果显示,该方法在定位精度方面优于现有主流算法,验证了其有效性与优越性。

1 系统模型

1.1 状态模型

对于用户终端来说,终端的状态可表示为 $\mathbf{s}_k = [\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k]^T$,其中, \mathbf{x}_k 代表终端在第 k 时刻的位置, \mathbf{v}_k 代表终端在对应方向的速度,并且终端服从式(1)所示运动模型。

$$\mathbf{s}_{k|k-1} = f(\mathbf{s}_{k-1}) + n \quad (1)$$

其中, $f(\cdot)$ 代表状态转移方程, n 代表高斯白噪声。

1.2 观测模型

考虑一个三维场景,其中终端接收来自配备单根天线的基站的无线信号。在第 k 个时刻,终端接收到的信号可建模为^[19]

$$r_k(t) = \sum_{l=0}^{L_k-1} h_{k,l} \psi(t - \tau_{k,l}) + w \quad (2)$$

其中, $l=0$ 时代表LOS路径, $l \geq 1$ 时代表非视距(non line of sight, NLOS)路径, L_k 代表可分辨的多径数量, $h_{k,l}$ 代表复路径增益, $\tau_{k,l}$ 代表信号传播时间, w 代表高斯白噪声。由于本文考虑的是在SISO通信场景下的定位,因此终端和基站仅配备了单根天线,可获取的无线信息仅有多径的ToF。由于噪声等因素的影响,各时刻接收到的多径信号可能存在差异,从而不同时刻 L_k 的取值不同,进而使向量的维度随时间变化。

1.3 定位目标

本文的定位目标是在SISO通信系统下,通过PA与反射面之间的物理关系,如图1所示,计算出VAP的具体坐标,并利用该坐标完成对目标的定位。

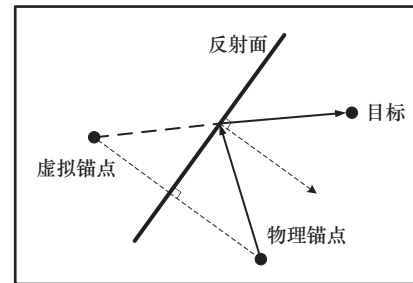


图1 VAP示意

每个反射面都对应着一个固定的VAP,该位置 \mathbf{x}_{VAP} 由物理锚点 \mathbf{x}_{PA} 相对于反射面镜像得到,其求解可以写为

$$\mathbf{x}_{\text{VAP}} = \mathbf{P}\mathbf{x}_{\text{PA}} + \mathbf{q} \quad (3)$$

其中, \mathbf{P} 和 \mathbf{q} 分别表示相对于该反射面进行反射的仿射变换所对应的豪斯霍尔德(Householder)矩阵和平移向量。矩阵 $\mathbf{P} = \mathbf{I} - 2\mathbf{u}\mathbf{u}^H$,其中 \mathbf{u} 代表反射面的法向量。平移向量 $\mathbf{q} = 2(\mathbf{g}^T\mathbf{u})\mathbf{u}$,其中 \mathbf{g} 代表反射面上一点,由此可计算出环境中反射面对应的VAP坐标^[20]。这里只是提供了获得VAP的直观途径,并不意味着必须借助室内环境的平面图才能获得VAP的位置。例如,文献[21]提供了一种基于

深度学习的 VAP 构图算法，其不需要平面图即可找到室内环境中的 VAP。

2 系统设计

本文提出的基于虚拟锚点的室内融合定位系统如图 2 所示。首先通过状态转移方程预测终端的先验位置，同时将通过无线测量单元获取的信道状态信息 (channel state information, CSI) 经过参数估计获取 ToF 观测集，接着利用先验位置对观测集进行滤波，以滤除与镜面反射无关的杂波，再利用匈牙利算法构建定位方程得到终端的观测位置，最后将先验位置通过融合滤波与观测位置融合得到精确的目标位置。

2.1 基于 VAP 的定位模型

通常情况下终端在每个时刻接收到的多径中，包含 LOS 路径、镜面反射路径、多次反射路径 (multiple reflection, MR)、散射和杂波等。本文方法只有 LOS 路径和镜面反射路径被视为有用信息，其他均被视为影响定位结果的杂波。经过参数估计后的观测集中包含的多径成分可以表示为

$$\mathbf{Z}_k: [\text{LOS}, \text{SR}_1, \text{scattering}, \text{SR}_2, \text{SR}_3, \text{MR}, \dots]^T \quad (4)$$

假设当前时刻终端的位置 \mathbf{x}_{UE} 是已知的，同时由于 BS 和 VAP 的位置也是已知的，并且镜面反射路径可以看作 VAP 发射的 LOS 路径，因此可以在终端位置的基础上计算出 LOS 路径和 SR 路径，计算过程为

$$\widehat{\text{LOS}} = \|\mathbf{x}_{\text{BS}} - \mathbf{x}_{\text{UE}}\|_2 \quad (5)$$

$$\widehat{\text{SR}}_i = \|\mathbf{x}_{\text{VAP}^i} - \mathbf{x}_{\text{UE}}\|_2, \text{VAP}^i \in \zeta^{\text{VAP}} \quad (6)$$

由此可以求得计算的观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ ，尽管与真实观测集 \mathbf{Z}_k 相比，观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 的维度和互相对应的镜面反射的大小存在些许差异，但是计算而来的观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 仍然能反映真实观测集 \mathbf{Z}_k 的大部分真实信息。经计算的观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 为

$$\hat{\mathbf{Z}}_k: [\widehat{\text{LOS}}, \widehat{\text{SR}}_1, \widehat{\text{SR}}_2, \widehat{\text{SR}}_3, \dots]^T \quad (7)$$

需要注意的是，真实观测集 \mathbf{Z}_k 中多径的排序依据为其接收功率的大小，而计算的观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 中多径的排序则按照 VAP 的编号顺序进行。因此，真实观测集 \mathbf{Z}_k 与计算的观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 中具有相同索引的镜面反射路径并不一定完全一一对应。除真实观测集中的杂波外，两者的多径元素在特征上具有较高的相似性。现实情况中终端的位置是未知的，因此不能基于已知的终端位置计算观测集。但是借助平面图，可将平面区域按照预设精度划分为网格，计算每个网格点对应的观测集，并与真实观测集进行匹配，差异最小的网格点可视为终端的估计位置。由此，定位问题可转化为在平面上搜索候选点，逐一计算其观测集并与真实观测集进行相似度比较，最终选取差异最小的候选点作为终端的位置估计。因此，本文方法可形式化表述为

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_x h_{\text{cost}}(\mathbf{Z}_k, \hat{\mathbf{Z}}_k) \quad (8)$$

其中， \mathbf{x}^* 代表终端的最优位置， $h_{\text{cost}}(\cdot)$ 代表比较函数。

由于 \mathbf{Z}_k 和 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 的向量维度并不一定一致，并且元素的位置并不一一对应，因此不能直接进行运算。匈牙利算法则可以处理不同维度的向量，匹配出相互对应的元素并给出两个向量的差值。因此可以利用匈牙利算法作为比较 \mathbf{Z}_k 和 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 的目标函数^[22]。匈牙利算法是一种求解二分图的最优匹配问题的算法，尤其是在指派问题上，即给定 M 个工人和 N 个任务，每个工人执行每个任务有一个代价，目标是使每个工人都有一个任务或者每个任务都有一个工人，以使总代价最小。匈牙利算法的输入为 $M \times N$ 的代价矩阵 $\mathbf{P} = [p_{m,n}]$ ，其中 $p_{m,n}$ 代表工人 m 执行任务 n 的代价。匈牙利算法的步骤如下。

步骤 1 判断代价矩阵 \mathbf{P} 的行数和列数是否相等，如果不相等，则按照二者中的最大值将矩阵补 0 转变成行数和列数相等的矩阵。

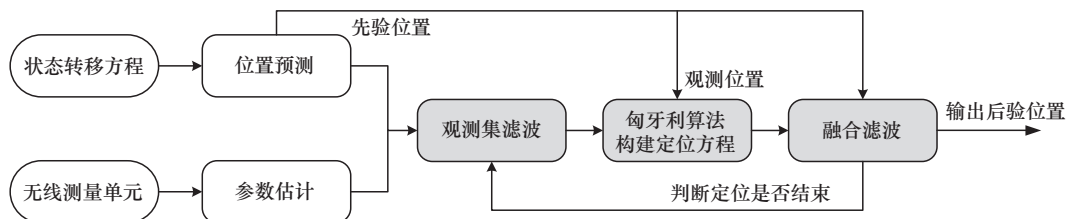


图 2 基于虚拟锚点的室内融合定位系统

步骤2 将代价矩阵每行减去该行的最小值,使每行至少有一个0。

步骤3 将代价矩阵每列减去该列的最小值,使每列至少有一个0。

步骤4 在矩阵中找到独立的0,用水平或垂直的直线覆盖所有的0,如果直线的数量等于该矩阵的维数,则找到最优匹配,跳转到步骤6;否则,跳转到步骤5。

步骤5 找到未被直线覆盖的最小元素,将所有未被覆盖的元素减去该最小值,所有交叉覆盖的元素加上该最小值,形成新的代价矩阵,返回步骤4。

步骤6 在0元素中选择互不冲突的0,得到最优匹配,同时将互相匹配的元素求差值并求和,得到匹配的总代价。

利用匈牙利算法进行向量比较的核心是代价矩阵的构建。此时需将 \mathbf{Z}_k 中的每一个元素与 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 中的每一个元素一一相减,构成一个 $L_k \times \hat{L}_k$ 的代价矩阵 \mathbf{P} ,其中 L_k 代表 \mathbf{Z}_k 中的元素数量, \hat{L}_k 代表 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 中的元素数量。同时多径之间比较的是绝对误差,一一相减后代价矩阵 \mathbf{P} 中可能会出现负值,因此必须对代价矩阵 \mathbf{P} 中的每个元素求绝对值,避免矩阵中出现负数。

上述方法虽然能解决定位问题,但是在对终端定位时遍历整个平面图计算观测集的方法过于复杂,计算速度较慢,不能满足实时定位跟踪的需求,因此本文采用PSO算法来加速定位过程^[23]。PSO算法是模拟生物群体协作行为的启发式优化算法,其核心是将问题的潜在解抽象为“粒子”,初始化时随机生成粒子的位置与速度,通过迭代过程不断优化:首先计算每个粒子的适应度值以评价位置优劣,更新粒子的个体最优解和群体最优解;然后依据惯性权重、个体与社会学习因子及随机数,通过速度更新公式调整粒子移动方向与快慢,再按位置更新公式让粒子向更优区域移动,同时限制速度与位置范围;最终在迭代达到上限或精度要求时,输出群体最优解作为问题的近似最优解。整个过程通过粒子的个体经验学习与群体信息共享,平衡全局探索与局部开发以逼近最优解。

通过生成若干个粒子来代表不同的潜在终端位置,并利用匈牙利算法充当PSO算法的适应度函数,使不同的粒子朝着算法收敛方向不断逼近,最

终迭代收敛到目标位置。具体流程为:随机初始化 I 个粒子的位置 \mathbf{x}^i 和速度 \mathbf{v}^i ,并根据每个粒子的位置计算观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$,利用匈牙利算法构建每个粒子的适应度值 g^i ,初始化每个粒子的局部最优适应度值 g_{best}^i 和局部最优位置 $\mathbf{x}_{\text{best}}^i$,由于此时粒子尚未开始迭代,因此当前的粒子适应度值和粒子位置即局部最优适应度值和局部最优位置。此时再根据每一个粒子的适应度值更新粒子的全局最优适应度值 g_{best} 和全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 。初始化完成后开始对粒子进行迭代,首先对粒子的位置和速度进行更新。

$$\mathbf{v}^i = \omega \times \mathbf{v}^i + c_1 \times \text{rand} \times (\mathbf{x}_{\text{best}}^i - \mathbf{x}^i) + c_2 \times \text{rand} \times (\mathbf{x}_{\text{best}} - \mathbf{x}^i) \quad (9)$$

$$\mathbf{x}^i = \mathbf{x}^i + \mathbf{v}^i \quad (10)$$

其中, ω 代表惯性权重, c_1 代表个体学习因子, c_2 代表群体学习因子, rand 代表随机数,取值范围为 $(0,1)$ 。

然后根据每个新的粒子位置计算观测集 $\hat{\mathbf{Z}}_k$,并利用匈牙利算法更新当前的粒子适应度值 g^i ,同时更新每个局部最优适应度值 g_{best}^i 和局部最优位置 $\mathbf{x}_{\text{best}}^i$,再对粒子的全局最优适应度值 g_{best} 和全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 进行更新。此时再判断当前的迭代次数是否达到最大迭代次数 J ,如果已经达到最大迭代次数,则输出全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 作为目标的真实位置;如未满足最大迭代次数,则继续对粒子进行迭代。

2.2 观测集滤波算法

在采用上述方法进行定位的过程中,通过大量测试发现,在部分位置终端接收到的来自VAP的镜面反射路径数量极少,此时观测集 \mathbf{Z}_k 中的杂波占据主导,导致定位计算易受到干扰。当杂波数量过多时,定位过程可能出现收敛到错误位置的情况,显著影响定位性能。为解决该问题,本文提出一种基于匈牙利算法的观测集滤波方法。该方法利用匈牙利算法对观测集与计算观测集中的元素进行匹配,仅保留LOS路径和与镜面反射路径关联度较高的多径。需要注意的是,在目标运动过程中,受环境噪声及多径时变特性的影响,观测集中所包含的镜面反射路径在各时刻动态变化,而匈牙利算法本身并不区分匹配结果的置信度,即便观测集中不存在对应的镜面反射路径,仍会给出匹配结果,从而引入误匹配和杂波。针

对这一问题, 本文在匈牙利算法的基础上引入匹配门限 μ , 对匹配结果进行二次筛选: 当匹配对的代价小于门限 μ 时, 认为该匹配有效并保留对应多径, 否则将其从观测集中剔除。该过程显著降低了观测集中的杂波比例, 提高了后续定位优化方程的鲁棒性。本文提出的基于匈牙利算法的观测集滤波算法如算法 1 所示。

算法 1 观测集滤波算法

输入 观测集 \mathbf{Z}_k , 先验位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$, 基站 \mathbf{x}_{BS} ,

VAP 集合 ξ^{VAP} , 门限 μ

输出 滤波后的观测集 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$

1) 基于终端和先验位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 以及式(5)和式(6), 计算观测集合 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 。

2) \mathbf{Z}_k 和 $\hat{\mathbf{Z}}_k$ 中的元素逐个相减并求绝对值, 得到代价矩阵 \mathbf{P} 。

3) 将代价矩阵 \mathbf{P} 输入匈牙利算法得到匹配结果。

4) 按照匹配结果对互相匹配的多径做差值, 若差值小于门限 μ 则保留该元素, 否则移除该元素。

5) 输出滤波后的观测集 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$ 。

2.3 融合定位方法

上述算法虽然能解决定位问题, 但是由于在终端不断运动的过程中, VAP 会发生“生灭”的现象, 即前一个时刻观测到的 VAP 可能当前时刻并未观测到, 同时终端也有可能观测到前一个时刻并未观测到的 VAP, 因此终端每个时刻观测到的 VAP 在不断发生变化。在极度恶劣的条件下, 可能仅有一条镜面反射多径, 有时甚至未接收到镜面反射, 进而影响定位结果。针对此现象, 本文采取工程启发式的融合滤波方法, 将通过状态转移方程得到的目标先验位置与通过匈牙利算法求解得到的目标观测位置进行融合, 从而弥补镜面反射不足带来的定位问题^[24]。融合滤波主要分为预测步和更新步, 预测步先根据式(1)获得目标的先验位置 $\mathbf{s}_{k|k-1}$, 再更新状态协方差矩阵。

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F} + \mathbf{Q} \quad (11)$$

其中, \mathbf{Q} 为过程噪声协方差矩阵, \mathbf{F} 为通过状态转移方程对 \mathbf{s}_k 中的各个状态求偏导得到的雅可比矩阵。更新步可以表示为

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T(\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1} \quad (12)$$

$$\mathbf{s}_k = \mathbf{s}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{x}_k^{VAP} - h(\mathbf{x}_{k|k-1})) \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k\mathbf{H}\mathbf{P}_{k|k-1} \quad (14)$$

其中, \mathbf{R} 为观测噪声协方差矩阵, \mathbf{K}_k 为滤波增益, $h(\cdot)$ 为从目标先验位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 到观测位置 \mathbf{x}_k^{VAP} 的观测函数, \mathbf{H} 为观测方程的雅可比矩阵。因此如果实现先验位置与观测位置的融合, $h(\mathbf{x}_{k|k-1})$ 的结果必须同样是位置信息, 然而从本文方法来看, $h(\cdot)$ 不能显式地表达出来, 为了实现先验位置与观测位置的融合, 本文做出以下近似。

$$h(\mathbf{x}_{k|k-1}) \approx \mathbf{x}_{k|k-1} \quad (15)$$

虽然本文针对观测方程做出近似, 但是该近似误差较小, 实际中该近似对定位结果的影响较小, 因此通过式(13)可以实现 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 与 \mathbf{x}_k^{VAP} 的融合, 同时后续的仿真和真实环境中的结果证明了本文采用的融合滤波方法是合理有效的。

基于上述思路, 本文方法步骤如下。

步骤 1 设定方法的相关参数: 粒子数量 I , 最大迭代次数 J , 学习因子 c_1 和 c_2 , 惯性权重 ω , VAP 集合 ξ^{VAP} , 状态协方差矩阵 \mathbf{P} , 过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} , 观测噪声协方差矩阵 \mathbf{R} 。

步骤 2 根据状态转移方程(1)预测目标的目标先验位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 并利用式(11)更新状态协方差矩阵 $\mathbf{P}_{k|k-1}$ 。

步骤 3 根据目标的目标先验位置 $\mathbf{x}_{k|k-1}$ 使用算法 1 对观测集 \mathbf{Z}_k 中的杂波进行滤除得到 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$ 。

步骤 4 在设定的区域范围内随机生成 I 个粒子的位置 \mathbf{x}_i 和速度 \mathbf{v}_i , 根据每个粒子的位置使用式(5)和式(6)计算相应的观测集 \mathbf{Z}^i , 并使用匈牙利算法计算每个粒子观测集 \mathbf{Z}^i 和 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$ 的粒子适应度值 g^i , 再根据每个粒子的适应度值初始化粒子的局部最优值 g_{best}^i 和局部最优位置 \mathbf{x}_{best}^i , 同时根据每个粒子的 g_{best}^i 初始化粒子群的全局最优值 g_{best} 和全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 。

步骤 5 根据式(9)和式(10)更新每个粒子的速度和位置, 并根据新的粒子位置更新粒子的局部最优值 g_{best}^i 和局部最优位置 \mathbf{x}_{best}^i , 以及粒子群的全局最优值 g_{best} 和全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 。

步骤 6 重复步骤 5, 直到达到最大迭代次数 J , 输出全局最优位置 \mathbf{x}_{best} 即目标坐标。

步骤7 根据式(12)~式(14)对目标位置进行融合, 得到目标的精确位置。

本文方法的伪代码如算法2所示。

算法2 基于虚拟锚点的室内融合定位方法

输入 粒子数量 I , 最大迭代次数 J , 个体学习因子 c_1 , 群体学习因子 c_2 , 惯性权重 ω , 状态协方差矩阵 \mathbf{P} , 过程噪声协方差矩阵 \mathbf{Q} , 观测噪声协方差矩阵 \mathbf{R} , 观测集 \mathbf{Z}_k , 门限 μ

输出 目标位置 \mathbf{x}_k

- 1) $\mathbf{s}_{k|k-1} = f(\mathbf{s}_{k-1}) + n$
- 2) $\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{F}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F} + \mathbf{Q}$
- 3) 使用算法1对观测集 \mathbf{Z}_k 进行滤波得到 $\tilde{\mathbf{Z}}_k$
- 4) 随机初始化每个粒子的位置 \mathbf{x}_i 和速度 \mathbf{v}_i
- 5) for $i = 1:1:I$
- 6) 使用式(5)和式(6)计算 \mathbf{Z}^i , 同时使用算法1计算 g^i 并初始化 g_{best}^i 和 $\mathbf{x}_{\text{best}}^i$
- 7) end for
- 8) 初始化 g_{best} 和 \mathbf{x}_{best} ;
- 9) for $j = 1:1:J$
- 10) for $i = 1:1:I$
- 11) $\mathbf{v}^i = \omega \times \mathbf{v}^i + c_1 \times \text{rand} \times (\mathbf{x}_{\text{best}}^i - \mathbf{x}^i) + c_2 \times \text{rand} \times (\mathbf{x}_{\text{best}} - \mathbf{x}^i)$
- 12) $\mathbf{x}^i = \mathbf{x}^i + \mathbf{v}^i$
- 13) 使用式(5)和式(6)重新计算 \mathbf{Z}^i , 同时使用算法1更新 g^i ;
- 14) if $g^i < g_{\text{best}}^i$
- 15) $g_{\text{best}}^i = g^i$;
- 16) $\mathbf{x}_{\text{best}}^i = \mathbf{x}^i$;
- 17) end if
- 18) end for
- 19) 更新 g_{best} 和 \mathbf{x}_{best} ;
- 20) end for
- 21) $\mathbf{x}_k^{\text{VAP}} = \mathbf{x}_{\text{best}}$;
- 22) $\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T (\mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1} \mathbf{H}^T + \mathbf{R})^{-1}$;
- 23) $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H} \mathbf{P}_{k|k-1}$;
- 24) $\mathbf{s}_k = \mathbf{s}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{x}_k^{\text{VAP}} - h(\mathbf{x}_{k|k-1}))$;
- 25) return \mathbf{x}_k

2.4 时间复杂度分析

本文方法的时间复杂度主要由其中的匈牙利算法和PSO算法决定, 对于一个 $n \times n$ 的方阵来

说, 时间复杂度为 $O(n^3)$, 但是针对本文观测集滤波算法的输入为 $L_k \times \hat{L}_k$ 的矩阵, 行数和列数不一定相等, 因此观测集滤波算法复杂度为 $O(\max(L_k, \hat{L}_k)^3)$ 。PSO算法的计算复杂度为 $O(IJF)$, 其中 I 代表粒子数量, J 代表迭代次数, F 代表适应度计算开销, 在定位中匈牙利算法充当PSO算法的适应度函数, 并且经过观测集滤波算法后, 观测集的维度从 L_k 变为 \tilde{L}_k , 因此适应度函数的时间复杂度为 $O(\max(\tilde{L}_k, \hat{L}_k)^3)$ 。因此本文采用PSO算法定位的时间复杂度为 $O(IJ \max(\tilde{L}_k, \hat{L}_k)^3)$, 又因为观测集滤波算法的时间复杂度要远小于PSO算法, 因此本文方法的复杂度为 $O(IJ \max(\tilde{L}_k, \hat{L}_k)^3)$ 。

3 仿真分析

3.1 仿真条件

为验证本文方法性能, 本节采用Wireless Insite电磁仿真软件进行仿真实验, 构建了与实际环境1:1比例的模型^[25]。执行方法的计算机CPU为Intel Core i5 12600K, RAM为16 GB。通过Wireless Insite进行仿真实验的主要优势在于其可以模拟无线信号在真实环境中的传播过程, 同时能够清晰地呈现每一条多径信号, 使多径传播过程可视化, 从而便于对本文方法性能进行评估。为验证本文方法在不同场景下的性能, 选取了两个典型的仿真环境: 一是尺寸为13.3 m × 8 m的办公室, 如图3(a)所示, 其环境复杂, 物体较多, 包含丰富的多径信息, 代表了多径密集且复杂的情况; 二是尺寸为11 m × 8 m的展览厅, 如图3(b)所示, 其环境相对简单, 代表了多径稀疏的情形。同时为了模拟终端的运动轨迹, 在两个场景中分别布置了30个和21个接收机用来模拟运动轨迹, 除此之外, 两个场景内都布置了单个发射机用于模拟基站。由于本文针对的场景是SISO通信场景, 因此发射机和接收机仅配备了单根全向天线。图3(a)中的坐标原点位于房间左下角顶点, 发射机的坐标位于(5.5,7), 通过房间的平面图可以计算出4个VAP的位置, 分别为(-5,7)、(5,9)、(21.6,7)和(5,-7)。图3(b)中的坐标原点与发射机的坐标位置重合, 同理通过房间的平面图可以

计算出 4 个 VAP 的位置, 分别为 $(-2,0)$ 、 $(0,8)$ 、 $(0,-8)$ 和 $(20,0)$, 场景内的其余物体尽管能产生 VAP, 但是终端观测到的次数极少, 因此其对定位的影响可以忽略不计。

Wireless Insite 中系统采用中心频率为 2.8 GHz、带宽为 500 MHz 的正交频分复用 (orthogonal frequency division multiplexing, OFDM) 信号, 配置 64 个子载波, 信噪比设定为 10 dB。需要说明的是, 本文并没有直接利用 Wireless Insite 输出的 ToF 进行仿真实验, 而是利用仿真软件输出的信道信息获得信道的观测值。然后, 再使用正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP) 算法对 CSI 进行参数估计以获得 ToF^[26]。仿真中的其他详细参数设置如下: 粒子数量 $I = 30$, 迭代次数 $J = 100$, 学习因子 $c_1 = 1.8$ 、 $c_2 = 1.8$, 惯性权重 $\omega = 0.7$, 匹配门限 $\mu = 1$, 状态协方差矩阵 $\mathbf{P} = \text{diag}(1,1,1,1)$, 过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q} = \text{diag}(1,0.1,1,0.1)$, 观测噪声协方差矩阵 $\mathbf{R} = \text{diag}(10,10)$ 。此外, 观测噪声协方差矩阵 \mathbf{R} 是固定的、通过离线实验和多场景测试验证的经验值。本文设置的仿真实验和真实环境中的实测都是基于该值进行的, 该设置在仿真和真实环境测试中均表现出良好的鲁棒性, 能够在不同环境条件下保证定位性能。此外, 需要说明的是, 自适应估计观测噪声协方差矩阵是一项具有研究价值的拓展方向。未来工作中, 可引入基于 M 估计的自适应策略, 对观测噪声协方差矩阵中的参数进行在线调整^[27]。

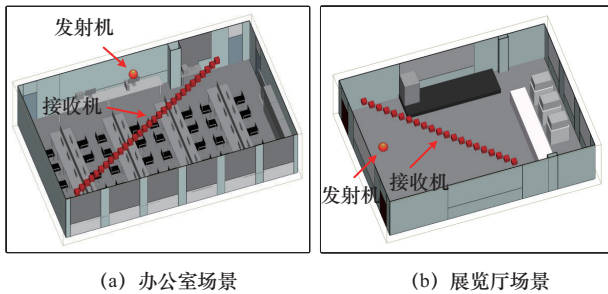


图 3 仿真场景

3.2 仿真结果

为验证本文方法在可行性与实时性方面的表现, 设置了 3 组不同的粒子数量以对比单次定位所需时间与收敛至最优位置的迭代次数, 具体为 $I = 20$ 、 $I = 30$ 、 $I = 40$ 。在该组实验中, 除粒子数量不同外, 其余参数均保持一致。不同粒子数量下

定位目标函数值随迭代次数的变化结果如图 4 所示, 其中图 4(a) 对应办公室场景的定位方程损失曲线, 图 4(b) 对应展览厅场景的定位方程损失曲线。由图 4 可以看出, 本文方法在两个典型场景中均能够实现有效收敛, 验证了方法的可行性。进一步比较不同粒子数量下的收敛特性可以发现: 3 种设定均能收敛至最优位置, 但收敛速度与粒子数量呈正相关关系, 即粒子数量越多, 收敛速度越快。其中, $I = 40$ 时收敛最快, 其次为 $I = 30$, $I = 20$ 最慢。总体而言, 三者收敛性能上的差异并不显著, 均处于可接受的范围内。

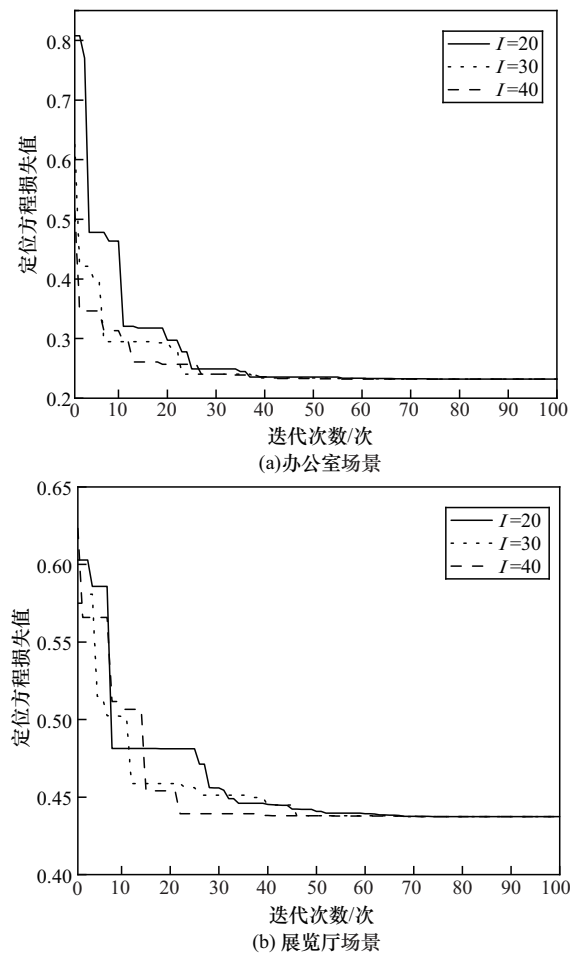


图 4 不同粒子数量下定位目标函数值随迭代次数的变化结果

表 1 和表 2 分别对应图 4(a) 和图 4(b) 不同粒子数量下的仿真结果。其中定位误差采用均方根误差 (root mean square error, RMSE) 来评判, 单次定位所需时间是通过统计整条轨迹的定位时间并对单个点求均值而计算得来的。由表 1 和表 2 可以看出, 单次定位所需时间均小于 0.1 s, 验证了本文方法

的实时性。此外，定位时间与粒子数量呈正相关关系，即随着粒子数量的增加，单次定位耗时有所延长。从定位精度来看，本文方法在两种场景下均保持了较高水平。当粒子数量为 $I = 20$ 时，由于粒子较少，部分轨迹点未能完全收敛至最优位置，平均定位误差略有增加，但大部分点的定位精度仍保持较高水平。当粒子数量为 $I = 30$ 和 $I = 40$ 时，本文方法均能够实现高精度定位，且两者误差差异较小。因此， $I = 30$ 即可保证方法达到较高定位精度，此时进一步增加粒子数量对精度提升作用有限，但会增加定位时间。基于此，后续仿真对比实验均采用 $I = 30$ 的设定。

表1 图4(a)的仿真结果

| 粒子数量 | 平均定位误差/m | 单次定位所需时间/s |
|----------|----------|------------|
| $I = 20$ | 0.52 | 0.027 |
| $I = 30$ | 0.27 | 0.038 |
| $I = 40$ | 0.25 | 0.049 |

表2 图4(b)的仿真结果

| 粒子数量 | 定位误差/m | 单次定位所需时间/s |
|----------|--------|------------|
| $I = 20$ | 0.61 | 0.038 |
| $I = 30$ | 0.34 | 0.054 |
| $I = 40$ | 0.34 | 0.068 |

为了验证本文所提出的观测集滤波算法与融合定位方法对定位性能的改善，本文设置了3种方案进行对比实验：方案1为不对观测集进行滤波，将经过参数估计后的观测集直接用于定位；方案2为

不将先验位置与观测位置进行融合；方案3为完整运行本文方法。图5是在两个场景中进行对比实验的误差累积分布函数（cumulative distribution function, CDF）。从两个场景的CDF可以看出，方案3中的完整算法显现出了明显的优势。

通过方案1和方案3的对比测试来看，本文所提出的观测集滤波算法对定位有着较大程度的改善，其中办公室场景定位精度从90%@1.90 m提升到90%@0.68 m，展览厅场景定位精度从90%@1.58 m提升到90%@0.75 m。由于环境等各方面不利因素的干扰，在通过CSI估计ToF时，可能会出现镜面反射漏估、引入过多的虚假路径等现象，此时与镜面反射无关的多径就会严重干扰定位精度。在不对观测集进行滤波时，观测集中的非镜面反射分量对定位的干扰较大，而本文提出的观测集滤波算法恰恰可以抑制非镜面反射的干扰，通过将不利于定位的杂波剔除进而提高定位精度。

通过方案2和方案3的对比测试来看，本文提出的融合定位方法在解决定位误差拖尾过长的问题上有着较为明显的优势。虽然观测集滤波算法对杂波进行了剔除，但是这种算法仍然有可能存在杂波残留的情况。通过本文提出的融合定位方法，可以将杂波再次抑制，并且进一步提高定位的精度和鲁棒性。其中办公室场景定位精度从90%@1.63 m提升到90%@0.68 m，展览厅场景定位精度从90%@1.53 m提升到90%@0.75 m。从整体的CDF来看，方案2和方案3在80%左右的定位误差是极其相似的，仅有大约20%的定位误差方案2远远落后于方案3。究其原因在于虽然方案2应用了观测集滤波算法，

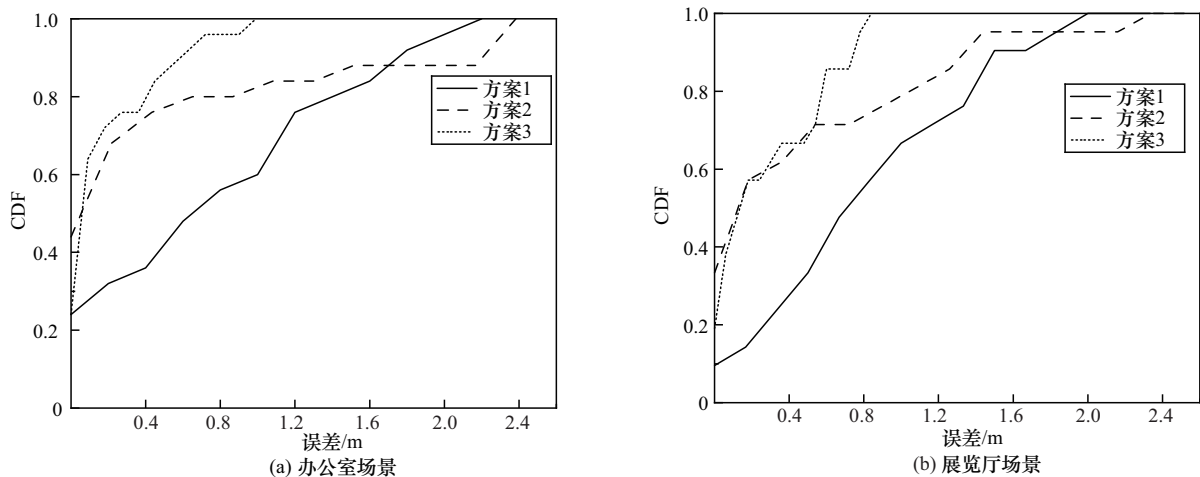


图5 3种方案的CDF对比

但是部分点本身的观测集多径误差较大，并且通过参数估计后丢失了部分镜面反射路径，导致部分 VAP 无法观测到，因此定位发生较大的偏差。通过状态转移方程获取的目标先验位置是不受多径误差以及镜面反射的数量影响的，因此目标的先验位置较为稳定，即使目标的后验位置发生较大的误差，通过本文的融合定位方法依然能使目标的定位误差保持在相对较低的水平。

通过图 5 以及上述分析可以得知，观测集滤波算法对定位的影响要大于融合定位方法，因此可以推断在实际定位过程中，观测集中杂波的数量很大程度上决定了定位误差的大小。当观测集中不存在杂波仅有镜面反射时，方案 1 的定位精度可以达到较高的水平，但是由于进行参数估计时不可避免地会引入杂波，因此本文提出的观测集滤波算法可以在较大程度上解决杂波数量过多的问题。而融合定位方法的引入则可以有效解决多径误差较大、镜面反射分量较少的问题，并且还可以对杂波进行再次抑制，从而有效减小 CDF 的拖尾。在观测到的 VA 数量较少时，多径误差较大时，本文方法也可以实现对目标的定位，在两种算法的共同作用下使整体定位误差保持在一个较小的范围内。

为了更好地验证本文方法的适用性，在原有图 3 的仿真场景基础上，将直线轨迹设置为如图 6 所示的随机运动轨迹，仿真中设置的相关参数均与直线轨迹中保持一致，仿真结果如图 7 所示。从图 7 可以看出，在办公室场景中，随机轨迹的定位精度要略低于直线轨迹，但是二者的定位精度仍保持在同一水平。在展览厅场景中，直线轨迹与随机轨迹的定位精度差异较小。其原因在于，相比于直线运动，随机运动的位置预测误差可能会更大，进而影响定位算法的精度。但是从总体的定位精度来看，直线轨迹与随机轨迹的定位精度仍保持在同一水平，因此本文方法在一般场景中具有良好的适用性。

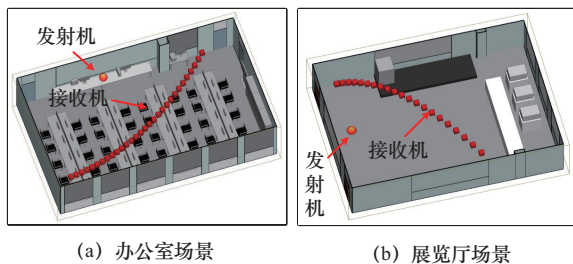


图 6 随机轨迹测试

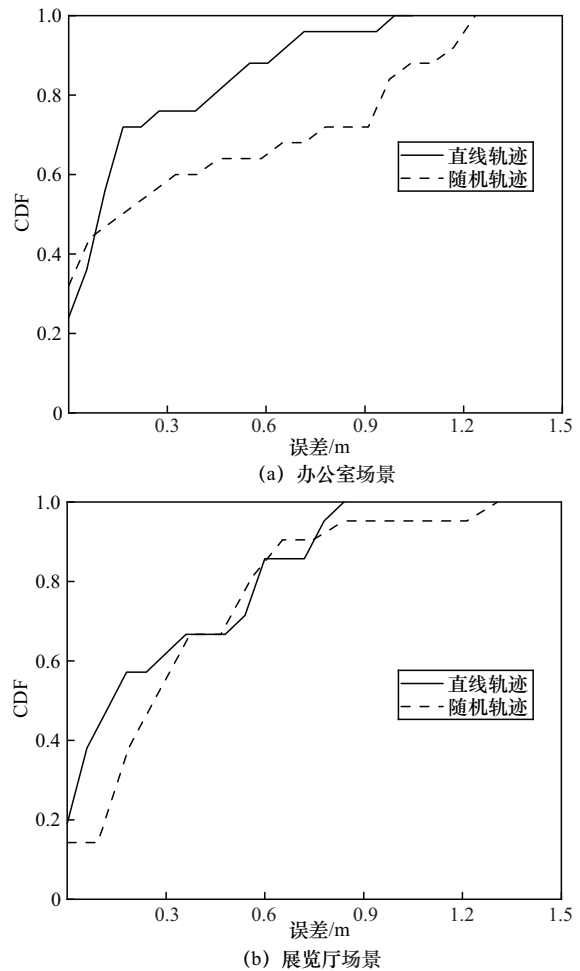


图 7 直线轨迹与随机轨迹的定位精度对比

在本文提出的观测集滤波算法中，门限 μ 的选择可能会影响该算法对镜面反射的判断，因此为了探究不同的门限值对定位精度的影响，本文分别将门限设置为 $\mu = 0.5$ 、 $\mu = 1$ 和 $\mu = 1.5$ 来进行对比实验，结果如图 8 所示。从图 8 可以看出，虽然 3 种门限的选择确实对定位结果有一定的影响，但这种影响较小，在可控范围内。此外，该门限允许观测存在一定的误差。即使终端的先验位置存在一定偏差，该方法也可以将大部分杂波过滤。当门限值较小时，本文方法对多径误差的容忍程度较低；当门限值较大时，本文方法对多径误差的容忍程度较高。但是从总体的定位结果上来看，几种门限的定位结果差异较小。

为了进一步验证本文方法的性能，本节将本文与文献[17]中所提出的定位算法进行对比测试，结果如图 9 所示，测试场景与相关参数与上述保持一致。从图 9 可以看出，本文方法在定位精度上有着

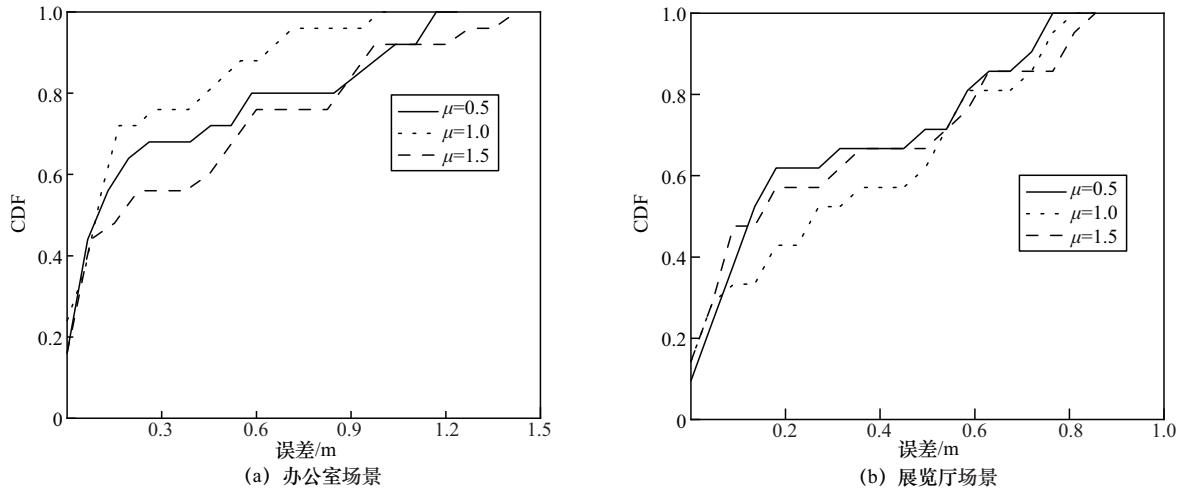


图8 不同门限值条件下两个场景中的定位精度

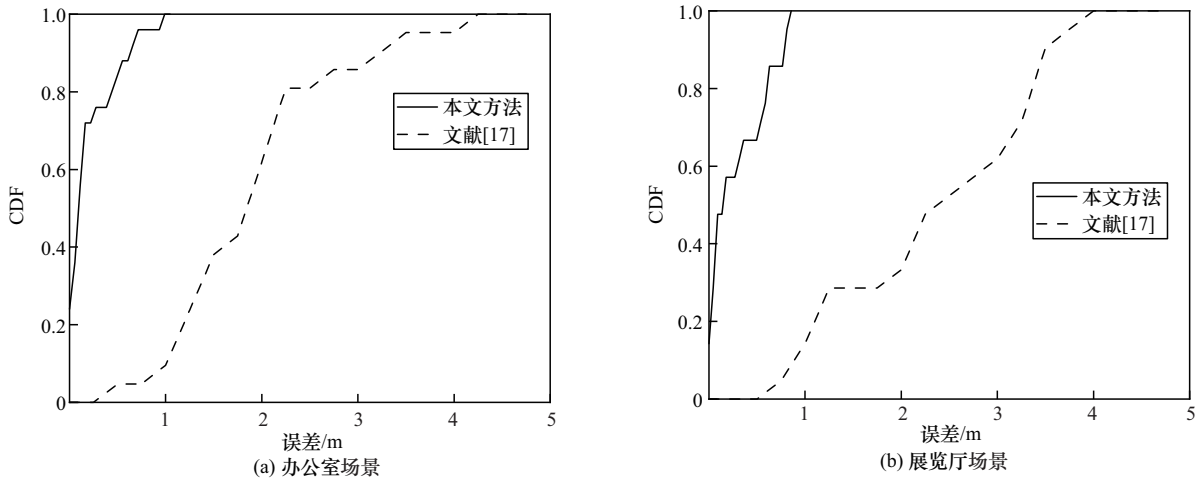


图9 不同算法的定位精度对比

明显的优势。在办公室场景中，本文方法的平均误差为0.25 m，文献[17]的平均误差为2.13 m；在展览厅场景中，本文方法的平均误差为0.32 m，文献[17]的平均误差为2.58 m。之所以会出现如此大的误差差异，是因为文献[17]并未考虑信号参数估计对定位的影响，其直接采用真实的ToF数据进行定位。在实际情况中，多径ToF的获取大多要经过参数估计。经过参数估计则必定会导致镜面反射分量的丢失以及杂波的引入，因此定位算法必定会受到其影响。文献[17]并未考虑到杂波过多时的定位场景，本文提出的观测集滤波算法，针对参数估计后杂波过多的情况进行了纠正，在很大程度上改善了杂波过多带来的影响。另外，文献[17]中的测试场景中设定的VAP数量较多，从理论上VAP数量越多对定位精度的提高有较明显的作用，在实际情况中，能够产生VAP的反射体仅有环境中的墙面等较大

的反射体，室内环境中的微小物体一般情况下发生的是散射，即使发生了镜面反射也会随着目标的移动而湮灭，无法稳定观测到其生成的VAP。本文设定的两个定位场景仅有4个VAP，更符合实际的应用场景，文献[17]中考虑的场景中可以观测到较多的VAP，因此在本文的仿真场景中精度较低。此外，虽然文献[17]与本文都利用了匈牙利算法，但是匈牙利算法的作用并不相同。文献[17]中匈牙利算法的作用是匹配ToF与对应的VAP，找到VAP对应的ToF后再进行定位，本文与文献[17]中方法最大的不同就是本文直接用匈牙利算法进行定位，利用VAP构造计算观测集并通过匈牙利算法计算观测集与真实观测集之间的损失函数，进而找到终端的位置。本文方法最大的优势是避免VAP与ToF的直接关联，文献[17]这种先关联再定位的方法对关联有着极高的要求，如果关联出现些许偏差就会对定位

造成极大的影响，本文方法则有效避免了这种问题，即使通过损失函数找到的终端位置有些许偏差，本文提出的融合定位方法也可以对其进行补偿，进而提高定位精度。

4 定位系统搭建与测试验证

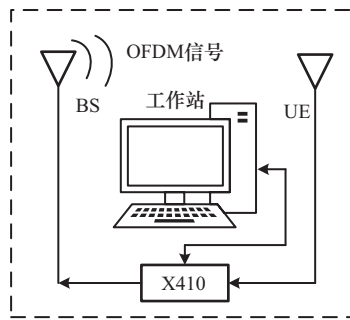
4.1 定位系统搭建

本文使用通用软件无线电设备 X410 和开源软件 GNU Radio 搭建 SISO-OFDM 系统，X410 具有 4 个独立的发射和接收通道，每个通道均可实现 400 MHz 的带宽。本文使用两根全向天线与 X410 的不同通道相连实现 OFDM 信号的收发，其中 X410 通过光纤与安装 GNU Radio 软件的工作站相连，进而可以通过工作站控制 X410。另外，本文使用华为 Mate60 手机实现行人航位推算 (pedestrian dead reckoning, PDR) 算法，为方法提供目标的先验位置。系统工作的带宽为 400 MHz，频点为 2.8 GHz，子载波个数为 256 个，得到 CSI 后本文利用 OMP 算法进行参数估计。并且其余的算法相关参数设置与仿真保持一致。图 10 为本文搭建的 SISO-OFDM 系统硬件结构和系统照片。本文当前未考虑同步误差，针对同步误差有以下方案可以解决，这可以作为本文的下一步扩展研究。其中一种方案是采用文献[28]中的方法，由于观测中

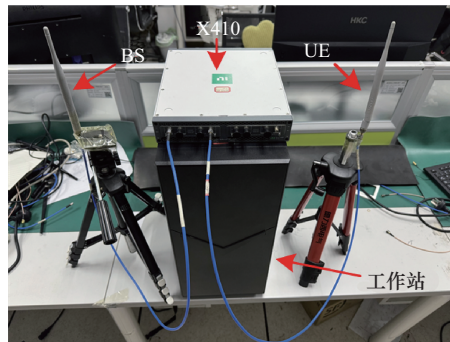
每条路径的误差是相同的，因此可以将多径与 LOS 径进行差分，从而可以消除时钟偏差带来的影响。这种方法同样适用于本文，本文采用的是利用匈牙利算法构建代价函数进而估计目标的位置，因此可以将观测替换为差分多径。另一种方案是采用文献[29]中的方法，通过往返时间 (round trip time, RTT) 的方式获得绝对的 ToF。

4.2 测试验证

为了验证本文方法的性能，与仿真相同，本节将本文与文献[17]方法进行对比，测试场景如图 11 所示，其中图 11(a)为真实测试场景，图 11(b)为测试场景平面图，测试环境的大小为 3 m × 13.2 m，图 11(b)中的黑点代表测试点位置，箭头代表终端的运动方向，终端从起点出发，沿测试点方向持续运动至终点，从而形成一段连续的运动轨迹。该场景中仅有走廊两侧墙壁产生的 VAP 可以加以使用，虽然走廊尽头的墙壁也可以形成 VAP，但是由于设备功率的限制，其形成的镜面反射无法被终端天线接收，因此本文仅考虑两侧墙壁产生的 VAP。本文在图 11(b)的基础上建立了平面直角坐标系，通过几何建模方式得到 VAP 的位置。在坐标系中，基站的位置为 (5.3, 0.6)，基站到两侧墙壁的距离分别为 2.4 m 和 0.6 m，按照基站与虚拟锚点反射面镜



(a) 系统硬件结构

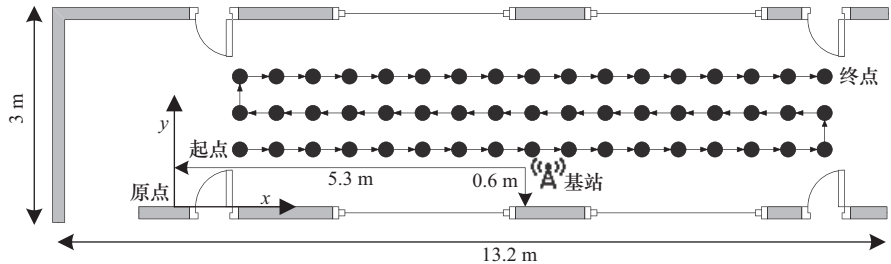


(b) 原型系统照片

图 10 SISO-OFDM 系统结构及原型



(a) 真实测试场景



(b) 测试场景平面图

图 11 测试场景

像对称的原理,得到两个VAP的坐标分别为(5.3,5.4)和(5.3,-0.6)。另外,在相对复杂的室内场景中,如果无法准确获得场景的几何布局,可以通过文献[21]的方法找到VAP的位置。

为了验证该测试场景中是否存在VAP,本文进行了VAP的可见性验证,测试结果如图12所示,其中包含了参数估计获得的真实路径与理论上计算的LOS路径和VAP路径。理论路径是通过已知的目标位置以及基站位置与VAP位置计算得到的,由于该计算结果无法获取功率,因此本文将功率设置为对应的LOS路径或VAP路径的功率。从图12可以看出,估计路径虽然与理论路径相比存在一定误差,但是观测集中确实包含来自基站与VAP的观测测量,因此可以认为测试环境中存在VAP。

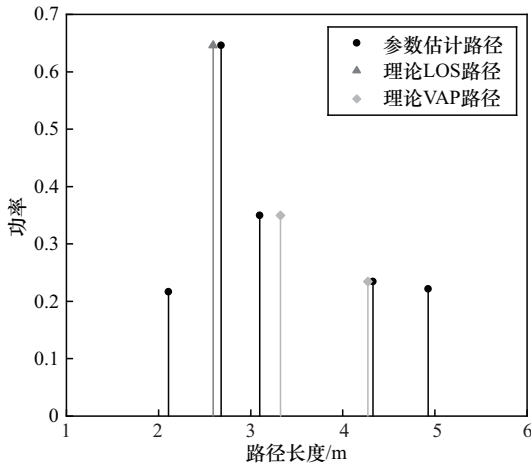


图12 VAP可见性验证结果

图13是本文方法与文献[17]方法的性能比较,定位精度与仿真中的类似,本文方法的定位精度可以达到1 m以内,平均误差为0.47 m,优于文献[17]。其中最主要的原因是本文方法充分考虑了目标运动过程中VAP的“生灭”问题,而文献[17]仅考虑了可以稳定观测到VAP的情况。因此本文方法解决了VAP的不稳定问题,同时可以达到分米级的定位精度。因此,在具有稳定VAP位置的室内场景中,本文方法可以获得良好的测试精度。此外,无论终端靠近或远离反射面,VAP的位置始终保持稳定,发生变化的是终端收到的多径。在仿真与实测实验中,终端始终是运动的,因此可以体现出终端靠近或远离反射面的动态变化过程。实验结果表明,本文方法能够维持较高的滤波稳定性,并将定位精度保持在合理范围内。

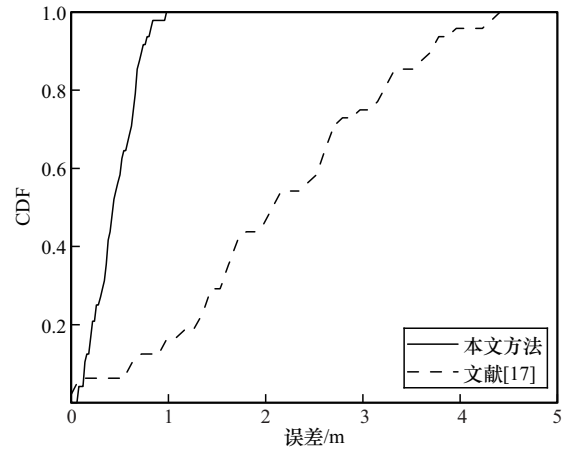


图13 实测定位结果

5 结束语

本文面向IoT场景,研究了在SISO通信场景中的室内定位问题,提出一种基于虚拟锚点的室内融合定位方法。该方法利用VAP计算ToF观测集并借助匈牙利算法构建观测集之间的损失函数,从而构建仅利用ToF的终端位置估计的优化问题,并借助本文提出的观测集滤波算法滤除多余的杂波,提高定位的精度。为了提高定位的速度,采用PSO算法加速目标位置的搜索,满足定位实时性的要求。同时将状态转移方程输出的先验位置与求解得到的观测位置进行融合,从而获得更精确的目标位置。仿真结果表明,本文方法较现有的算法在杂波过多的场景下依然能获得较高的定位精度,并满足系统实时定位的需求。最后,本文利用软件无线电平台搭建了测试系统,真实环境下的测试结果表明本文方法可以实现0.47 m的平均定位精度。在具有稳定反射面和VAP位置稳定的室内场景中,本文方法可以实现良好的定位精度,并且可以与未来的毫米波、太赫兹通信系统或可重构智能表面系统相结合。这些系统所具备的高分辨率、高带宽和可控的反射特性可以更好地满足本文方法的应用条件,从而在这些新兴领域中实现更高的定位精度和鲁棒性。

参考文献:

- [1] Behravan 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] Witrisal K, Meissner P, Leitinger E, et al. High-accuracy localization for assisted living: 5G systems will turn multipath channels from foe to friend[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 33(2): 59-70.
- [3] Chen H, Sarricdeen H, Ballal T, et al. A tutorial on terahertz-band local-

- ization for 6G communication systems[J]. IEEE Communications Surveys & Tutorials, 2022, 24(3): 1780-1815.
- [4] Wei Z Q, Xu R Z, Feng Z Y, et al. Symbol-level integrated sensing and communication enabled multiple base stations cooperative sensing[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(1): 724-738.
- [5] Wen G J, Song H B, Gao F, et al. Target localization in asynchronous distributed MIMO radar systems with a cooperative target[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2022, 21(6): 4098-4113.
- [6] Garcia N, Wymeersch H, Larsson E G, et al. Direct localization for massive MIMO[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(10): 2475-2487.
- [7] Li Z, Tian Z S, Wang Z C, et al. Multipath-assisted indoor localization: turning multipath signal from enemy to friend[C]//Proceedings of the 2019 IEEE Global Communications Conference (GLOBECOM). Piscataway: IEEE Press, 2020: 1-6.
- [8] Chen Z, Zhu G R, Wang S L, et al. M³: multipath assisted Wi-Fi localization with a single access point[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2019, 20(2): 588-602.
- [9] Naseri H, Costa M, Koivunen V. Multipath-aided cooperative network localization using convex optimization[C]//Proceedings of the 2014 48th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Piscataway: IEEE Press, 2015: 1515-1520.
- [10] Naseri H, Koivunen V. Indoor mapping based on time delay estimation in wireless networks[C]//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2015: 2424-2428.
- [11] Lv X, Xiang W, Chen Y W, et al. Radio simultaneous localization and mapping with moving object tracking in dynamic environments[C]//Proceedings of the 2024 IEEE 35th International Symposium on Personal, Indoor and Mobile Radio Communications (PIMRC). Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-6.
- [12] Du T, Yang J, Wen C K, et al. General simultaneous localization and mapping scheme for mmWave communication systems[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(12): 22521-22536.
- [13] Du Y N, Zhao H Y, Liu Y, et al. Exploiting multipath information for integrated localization and sensing via PHD filtering[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2024, 73(12): 19803-19808.
- [14] Kim H, Granström K, Gao L, et al. 5G mmWave cooperative positioning and mapping using multi-model PHD filter and map fusion[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2020, 19(6): 3782-3795.
- [15] Lee J, Park H, Chung H, et al. Radio slam with hybrid sensing for mixed reflection type environments[C]//Proceedings of the ICASSP 2024 - 2024 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway: IEEE Press, 2024: 13201-13205.
- [16] Yang J, Wen C K, Xu J, et al. Angle-based SLAM on 5G mmWave systems: design, implementation, and measurement[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 10(20): 17755-17771.
- [17] Xu X T, Peng A, Hong X M, et al. Multistate constraint multipath-assisted positioning and mismatch alleviation[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2024, 11(7): 11271-11286.
- [18] Leitinger E, Meyer F, Hlawatsch F, et al. A belief propagation algorithm for multipath-based SLAM[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(12): 5613-5629.
- [19] Heath R W, González-Prelcic N, Rangan S, et al. An overview of signal processing techniques for millimeter wave MIMO systems[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2016, 10(3): 436-453.
- [20] Naseri H, Koivunen V. Cooperative simultaneous localization and mapping by exploiting multipath propagation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65(1): 200-211.
- [21] Amiri R, Yerramalli S, Yoo T, et al. Indoor environment learning via RF-mapping[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2023, 41(6): 1859-1872.
- [22] Melin A, Erwin R S, Chellaboina V. Optimal dynamic assignment for low earth orbit satellite constellations[C]//Proceedings of the 45th IEEE Conference on Decision and Control. Piscataway: IEEE Press, 2007: 3204-3209.
- [23] Shami T M, El-Saleh A A, Alswaiti M, et al. Particle swarm optimization: a comprehensive survey[J]. IEEE Access, 2022, 10: 10031-10061.
- [24] Zhang M D, Li K L, Hu B Q, et al. Comparison of Kalman filters for inertial integrated navigation[J]. Sensors, 2019, 19(6): 1426.
- [25] REMCOM. Wireless InSite[R]. 2025.
- [26] Li Z, Wang P, Liu K K, et al. MimoLoc: indoor localization with assistance of microwave reflection of downlink signal in sub-6G MIMO networks[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2024, 72(4): 2655-2668.
- [27] Sun W, Zhao J G, Ding W, et al. Robust UKF relative positioning approach for tightly coupled vehicle ad hoc networks based on adaptive M-estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(9): 9959-9971.
- [28] Kadambi S, Behboodi A, Soriaga J B, et al. Neural RF SLAM for unsupervised positioning and mapping with channel state information[C]//Proceedings of the ICC 2022 - IEEE International Conference on Communications. Piscataway: IEEE Press, 2022: 3238-3244.
- [29] Wang Y W, Li Z, Tian Z S. Elimination of phase offsets for microwave ranging using OFDM signals[J]. IEEE Microwave and Wireless Technology Letters, 2024, 34(9): 1127-1130.

[作者简介]



张宇 (2001–), 男, 山东德州人, 重庆邮电大学博士生, 主要研究方向为无线定位与构图。

李泽 (1991–), 男, 安徽淮南人, 博士, 重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为无线定位与感知。

田增山 (1968–), 男, 河南固始人, 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与导航、无线智能感知、多域超分辨率信号处理、毫米波/太赫兹雷达及通信技术。

桂术亮 (1993–), 男, 河南固始人, 博士, 重庆邮电大学讲师, 主要研究方向为合成孔径雷达成像、雷达感知信号处理、通信感知一体化等。

刘凯凯 (1982–), 男, 重庆人, 博士, 重庆邮电大学博士生导师、高级工程师, 主要研究方向为无线感知技术、通感一体化、物联网技术。