

基于 IR-UWB 雷达的多视角融合动态目标追踪*

陈蔚燕^{1,2}, 张扶桑^{3,4}, 刘俊杰⁵, 包鹏⁶, 张大庆^{1,2}



¹(北京大学 信息科学技术学院, 北京 100871)

²(高可信软件技术教育部重点实验室(北京大学), 北京 100871)

³(计算机科学国家重点实验室(中国科学院 软件研究所), 北京 100190)

⁴(中国科学院 软件研究所 软件工程技术研发中心, 北京 100190)

⁵(北京邮电大学 计算机学院, 北京 100876)

⁶(北京大学 前沿交叉学科研究院 大数据科学研究中心, 北京 100871)

通信作者: 张大庆, E-mail: dqzhang@sei.pku.edu.cn

摘要:近年来,对运动目标的定位和追踪被广泛地应用于室内导航、智能家居、安防监控和智慧医疗等场景.基于无线射频信号的非接触式定位追踪受到了研究人员的广泛关注,其中基于商用 IR-UWB 的技术能够以较低的成本和功耗实现目标定位和追踪的功能,具有较强的发展潜力.然而,现有工作大多存在以下问题:1)追踪场景受限,只针对理想情况下室外或者相对空旷的室内场景进行建模和处理;2)目标的运动状态受限且建模过于理想;3)虚假动态目标引起的追踪精度不足.为了解决这些问题,在理解多径场景下接收信号谱组成的基础上,提出一个基于 IR-UWB 的动态目标追踪方法.首先提取原始信号谱中动态成分,并利用基于高斯模糊的多径消除和距离提取算法,消除了多径干扰,仅保留与运动目标直接相关的一次反射信息,从而准确地获取了目标的距离变化曲线.随后,提出多视角融合算法,将不同视角上的设备距离信息进行融合,实现对自由活动目标的精确定位和追踪.此外,还搭建一个基于低成本商用 IR-UWB 雷达的实时动态目标追踪系统.真实室内家居场景中的实验结果表明,系统估计的人体中心的位置与真实运动轨迹的误差始终小于 20 cm.在改变实验环境、实验者、活动速度、设备高度等影响因素的情况下,系统依然鲁棒.

关键词:普适计算;非接触感知;IR-UWB;UWB;距离测量;室内定位;目标追踪

中图分类号: TP391

中文引用格式: 陈蔚燕, 张扶桑, 刘俊杰, 包鹏, 张大庆. 基于 IR-UWB 雷达的多视角融合动态目标追踪. 软件学报, 2023, 34(12): 5457-5476. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6760.htm>

英文引用格式: Chen WY, Zhang FS, Liu JJ, Bao P, Zhang DQ. Moving Target Tracking Based on Multi-view Fusion Using IR-UWB Radar. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2023, 34(12): 5457-5476 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6760.htm>

Moving Target Tracking Based on Multi-view Fusion Using IR-UWB Radar

CHEN Wei-Yan^{1,2}, ZHANG Fu-Sang^{3,4}, LIU Jun-Jie⁵, BAO Peng⁶, ZHANG Da-Qing^{1,2}

¹(School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871, China)

²(Key Laboratory of High Confidence Software Technologies (Peking University), Ministry of Education, Beijing 100871, China)

³(State Key Laboratory of Computer Sciences (Institute of Software, Chinese Academy of Sciences), Beijing 100190, China)

⁴(Software Engineering Technology R&D Center, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

⁵(School of Computer Science, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China)

⁶(Center for Data Science, Academy for Advanced Interdisciplinary Studies, Peking University, Beijing 100871, China)

* 基金项目: 国家自然科学基金(62172394); 中国科学院青年创新促进会(2020109); 中日韩 A3 前瞻计划(62061146001); 北京大学基金会北京大学-南洋理工大学合作基金

收稿时间: 2022-01-01; 修改时间: 2022-05-20; 采用时间: 2022-08-07; jos 在线出版时间: 2023-04-19

CNKI 网络首发时间: 2023-04-21

Abstract: In recent years, the localization and tracking of moving targets have been widely used in scenes including indoor navigation, smart homes, security monitoring, and smart medical services. Radio frequency (RF)-based contactless localization and tracking have attracted extensive attention from researchers. Among them, the commercial IR-UWB-based technology can achieve target localization and tracking at low costs and power consumption and has strong development potential. However, most of the existing studies have the following problems: 1) Limited tracking scenes. Modeling and processing methods are only for outdoor or relatively empty indoor scenes under ideal conditions. 2) Limited movement states of targets and unduly ideal modeling. 3) Low tracking accuracy caused by fake moving targets. To solve these problems, this study proposes a moving target tracking method using IR-UWB on the basis of understanding the composition of the received signal spectrum in multipath scenes. First, the dynamic components of the originally received signal spectrum are extracted. Then, the Gaussian blur-based multipath elimination and distance extraction algorithm is employed to eliminate multipath interference, which only retains primary reflection information directly related to the moving target and therefore accurately obtains the distance variation curve of the target. Subsequently, a multi-view fusion algorithm is proposed to fuse the distance information of the devices from different views to achieve accurate localization and tracking of a single freely moving target. In addition, a real-time moving target tracking system based on the low-cost commercial IR-UWB radar is established. The experimental results in the real indoor home scene show that the error between the center position of the human body estimated by the system and the real motion trajectory is always within 20 cm. Moreover, the system remains robust even if influencing factors such as the experimental environment, experimenter, activity speed, and equipment height are altered.

Key words: ubiquitous computing; contactless sensing; IR-UWB; UWB; distance measurement; indoor localization; target tracking

随着物联网技术的快速发展和智能手机等无线设备的大规模普及,室内定位和追踪等潜在服务受到越来越多的关注.室内定位追踪指在室内环境中获取人或者设备所在位置,并连续记录运动位置变化的过程.了解人在室内的活动位置和行动轨迹,对智能家居、室内导航、安防监控、灾害管理和智慧医疗^[1]等应用场景都十分重要.例如,在家庭看护场景中,独居老人的活动轨迹信息一定程度上反映了老人的健康程度,当老人活动轨迹异常时,可及时通知家属或社区;受监护的病人在发生跌落下床等紧急情况时,可得到及时帮助;孩子进入潜在危险区域时,可通知家长;小偷潜入家庭中窃取财物时,可及时报警.

近年来,研究人员提出了多种基于无线射频信号的非接触式室内定位和追踪技术.这些技术具有非侵扰的优势,主要包括 Wi-Fi^[2-4]、RFID^[5-7]、蓝牙 (bluetooth)^[8,9]、调频连续波 (frequency modulated continuous wave, FMCW)^[10,11]、脉冲超宽带 (impulse radio ultra-wideband, IR-UWB)^[12-14]等.其中,基于 Wi-Fi 的位置追踪系统具有成本低、普适性强的优势,能利用包含多个载波的信道状态信息 (CSI) 达到分米级的定位精度,但是所需设备数多、系统功耗较高.基于 RFID 和蓝牙的系统功耗及成本相对较低,但定位精度较差,难以获取精确的目标轨迹.此外,上述系统的追踪结果存在累计误差,随着系统运行时间的增加,误差会逐渐增大,因此轨迹的追踪精度较差.基于雷达的系统因具有较大的信号带宽和较高的测距精度,具备精确定位和实时追踪目标的能力,不受累计误差的影响.随着电子、通信领域的快速发展,大量商用雷达设备出现并逐渐走入人们的生活.现有商用 FMCW 系统以美国 TI 公司的毫米波 (mmWave) 雷达为代表,它们工作在较高的频段 (如 77 GHz),因信号波长较短,随传播距离增加能量衰减较为严重,并且信号穿透力也较差. IR-UWB 雷达具有更低的工作频段 (3.1–10.6 GHz),它通过测量持续时间极短的脉冲的飞行时间 (time of flight, TOF) 获得目标的距离信息,能够轻松达到厘米级的测距分辨率.商用小型化 IR-UWB 产品的出现显著降低了雷达的重量、成本和能耗 (mW 级^[15]),目前已被应用于智能手机 (如 iPhone 12 和 Galaxy Note 20)、ThinkPad 笔记本电脑等商用产品中.相较于商用毫米波 FMCW 雷达 (如 TI 公司的 AWR1642 和 AWR1443) 高达数百美元的价格,批量订购 IR-UWB 雷达的成本可低至百余元人民币,其功耗也仅为毫米波 FMCW 的近十分之一.目前研究工作者针对不同环境 (空旷、非空旷)、不同目标数量 (单个、多个) 等情况,提出了许多基于 IR-UWB 的非接触式的动态目标定位和追踪方案,它们的基本思想是先从单个设备 (或接收天线) 的接收信号中获取动态目标相对于该设备的距离信息,再结合多个设备 (或接收天线) 获取的距离给出目标在空间中的位置估计,最后根据多个时刻的位置估计获得连续的活动轨迹.这些工作虽然取得了一定成效,但仍存在以下的问题和挑战.

(1) 复杂的多径分布导致提取的目标距离信息不够准确.动态多径的复杂性主要体现在两方面.首先,目标直接反射多径 (数量和能量) 不稳定.由于人体的反射点不唯一,雷达信号中包含身体多个部位 (包括胸部、手部、腿部等) 反射的长度不同的多径信号.又由于目标在运动时肢体位置不断发生变化,反射截面大小改变,多个反射

点位置和反射能量也不固定,因而多径数量、强度等信息很可能在短时间内发生较大的改变,造成距离信息的不连续或者模糊,加大了距离提取难度。其次,信号中非目标直接反射的动态多径的影响。除目标直接反射外,接收信号还包括经目标和静态物体多次反射的信息。这类信息与直接反射信号混叠在一起,具有相似的特征,使得系统无法辨别真实与虚假的目标活动信息,影响对真实目标运动时位置的测量。

(2) 目标建模过于理想。已有工作大多假设被测目标是一个质点,理想情况下,当设备测量的目标距离信息准确时,根据 3 点定位方法,3 个以设备为圆心,测量距离为半径的圆的交点即为目标在二维平面中的位置。然而实际上人是具有一定厚度的、不规则的物体,单一视角上提取的目标距离信息并不等于人体中心真实的所在位置,并且不同视角上的设备的反射点位于人的不同截面上,导致多个圆形无法交于一点。因此,根据多视角距离信息估计目标在空间中的真实位置十分困难,实际定位追踪结果与真实值之间可能存在较大误差。

(3) 缺少真实室内非空旷场景中的量化实验结果。现有工作大多针对多径分布较为简单的室内、室外空旷环境,没有在真实非空旷室内场景(如布设桌椅、电器设备等各类形状、材质不同的物体的家居场景)中进行充分的追踪结果评估,这使得已有工作的实用性无法得到保证。

针对以上问题,本文通过大量实验分析了多径条件下接收信号谱的特点:接收信号中既包含墙壁、家居等物体引起的静态反射多径,还包含目标运动引起的动态反射多径(分为一次反射及多次反射)以及设备和环境引起的干扰信息。这些信息杂糅在一起使得与室内非空旷场景的信号谱分布相比空旷场景更加杂乱,出现虚假的动态目标、目标反射信息缺失等问题,增加了目标识别和距离提取的难度。然而,在去除非动态信息后,可以发现动态信号谱的下包络线始终准确刻画了目标运动的距离变化。因此,基于以上观察,本文利用 3 个低成本的单站 IR-UWB 雷达设备,实现了一个基于 IR-UWB 的多视角融合的动态目标追踪系统。该系统能够在多径丰富的室内环境中消除多径的干扰,准确提取单个设备观测视角上的目标距离信息,通过融合多个视角的测距结果实现对目标的高精度定位,并实时追踪目标的活动轨迹,具有非侵扰、普适性强的优势。本文主要的贡献如下。

(1) 提出信号谱多径干扰消除和距离信息提取算法。在复杂多径环境中,目标直接反射信号具有不稳定的特点,与多次反射等干扰信息杂糅在一起后,使得提取目标距离变化更加困难。因此,本文提出了一种基于高斯模糊的处理算法,在提取信号谱中动态信息后,通过卷积(模糊)、干扰去除、包络提取等操作,填充了信号谱中缺失的信息,平滑了反射点不断变化造成的波动异常,去除了非目标直接反射引起的虚假动态目标的干扰,平滑了粗糙的距离变化,最终准确地提取了运动目标的距离变化,为后续系统进行准确目标位置估计和追踪的准确性奠定了坚实基础。

(2) 设计并实现多视角距离信息融合的二维空间定位和轨迹估计算法。考虑到人体是具有一定厚度、表面不规则的反射体,而非单一质点,设备的测距结果与目标真实中心位置存在差异,并且多个设备在不同视角上观察到的目标反射信息(主要反射点位置和能量)也不相同。为更准确地刻画目标与设备的相对位置关系,本文设计了一种多视角融合的目标轨迹估计算法,将定位目标建模成二维平面上固定半径的圆形,融合不同观察视角上的多个设备提取的距离信息,对目标在二维平面中的位置进行联合估计,以获得精确的位置信息和活动轨迹。

(3) 搭建动态目标追踪系统,进行大量的室内场景实验评估。为了充分验证本文提出的定位追踪方案的效果,我们在 3 个不同的真实室内居家场景中进行了大量实验,探究环境、定位目标、设备摆放、活动轨迹、系统参数等因素对目标追踪效果的影响。结果显示,在存在复杂多径的条件下,系统能够精确地对运动目标进行二维追踪,始终保证运动目标中心与真实活动轨迹的误差小于 20 cm。

本文第 1 节将介绍本文的相关工作。第 2 节首先介绍 IR-UWB 的无线信道建模,然后通过不同场景中的大量实验分析理解接收信号谱的基本组成与特点。第 3 节和第 4 节分别介绍提出的基于高斯模糊的多径干扰消除和距离提取算法以及多视角融合的动态目标追踪算法。随后,在第 5 节给出大量真实场景中的实验结果,以充分评估系统性能。最后,在第 6 节对全文内容进行总结。

1 相关工作

不同于接触式感知,要求定位目标携带设备,通过对设备参数的获取目标的距离、位置等信息,基于无线射频信号的非接触式人体感知具有非侵扰、普适性强、易用性强的优势^[16,17]。与本文相关的工作主要可以分为两类,

分别是基于 IR-UWB 的非接触感知技术和其他无线射频信号的定位技术. 其中基于 IR-UWB 的非接触感知技术将从目标定位追踪以及其他应用两方面进行介绍.

1.1 基于 IR-UWB 的非接触感知技术

基于 IR-UWB 的雷达系统在 3.1–10.6 GHz 的大带宽 (500 MHz) 发射持续时间为纳秒或者亚纳秒级别的超短脉冲, 通过测量脉冲的飞行时间获得目标的距离信息, 具有感知精度高、硬件结构简单、功耗低、穿透能力强、抗干扰能力强等优势.

现有基于 IR-UWB 的非接触定位追踪工作主要分为静止目标定位和运动定位追踪两类. 关于静止目标的定位, Kilic 等人^[18,19]利用多个 UWB 节点提出了对单个静止目标进行存在检测和距离测量的方法, 该方法在室内空旷环境中测距均方根误差为 0.27 m, 而在半空旷的健身房场景中, 由于多径干扰加剧导致其定位误差增大, 通常在 65 cm 以内. 在有物体遮挡的情况下, Lv 等人^[20]基于自行搭建的 3 通道 IR-UWB 雷达实现了对至多 2 m 厚的障碍物 (如地震废墟) 下的单个静止目标的位置估计. 对于多个静止目标, Kim 等人^[21]使用 3 个单基站雷达设备, 基于 3 点定位和极大似然估计的方法, 在空旷室内场景中实现了对多个静止目标个数及位置的自动估计, 平均定位精度为可达 12.7 cm. Liang 等人^[22]基于自行设计的 2 发 38 收的 IR-UWB 多发多收雷达实现了对多个静止目标的穿墙生命体征检测 and 大致定位. 除静态目标定位外, 对于动态目标的定位追踪研究也逐步深入. 一部分工作利用了成本较低且体积小巧的商用单基地 IR-UWB 设备. Chang 等人^[23–25]通过经验研究发现空旷场景中运动目标反射多径信号的飞行时间参数服从伽马分布. 他们试图基于期望最大化方法求解伽玛分布参数, 获得目标的距离和速度信息, 再对多个目标的信息进行聚类分析, 进而解决多目标追踪问题. 然而在室内非空旷环境中, 多径分布更加复杂, 接收信号中常出现虚假的动态目标, 多径到达时间参数不一定始终服从伽玛分布, 因而系统的目标检测和追踪性能会受到极大的影响. Kim 等人^[21,26,27]将高斯混合的概率假设密度滤波器应用于多人追踪, 使用 4 个单站雷达设备, 在实现了空旷场景中对两个移动目标的检测和跟踪. 虽然该系统能够达到不错的目标追踪精度, 但由于建模时基于目标匀速运动的假设, 因此当目标具有较大加速度时, 系统的定位追踪性能会大大降低, 无法满足室内目标追踪的精度要求^[28]. Qian 等人^[29]提出了一种基于路径损耗模型的自适应联合概率数据关联目标追踪算法, 在传统联合概率数据关联算法的基础上, 考虑了路径损耗的影响, 增加了信号距离相关路径损耗的多径杂波抑制和动态阈值机制, 基于 3 个单基地 IR-UWB 雷达的 TOA 信息实现了小于 5 m×5 m 的空旷场景的多目标的轨迹联合估计. 该算法要求目标进行线性运动, 其追踪效果依赖于精确的目标起始位置和固定的目标个数, 当存在能量较强的与目标距离接近的虚假动态目标时, 系统可能产生较大的追踪误差. 除商用雷达设备外, 研究人员还利用自行搭建的 IR-UWB 单发多收雷达探索了动态目标定位和追踪问题. Urdzik 等人^[30,31]利用一个一发两收的 M 序列 IR-UWB 雷达实现了对单个目标的穿墙定位和轨迹追踪, 虽然该方法在空旷场景中能够实现很高的定位精度, 但是先插值后滤波的距离提取方法会造成部分动态信息的缺失, 进而影响轨迹追踪效果. 随后, Rovňáková 等人^[32,33]改进了原来的算法, 通过天线信息融合的方法获得了更加准确和完整的目标距离信息, 并且针对目标相互遮挡时发生的“屏蔽效应”问题给出了可能的目标定位方案, 实现了在更加复杂的室内场景中的多目标穿墙定位和追踪. 然而, 该方法获得准确的测距结果依赖于高质量的多天线信息的融合, 具有较高的硬件成本. 此外, 当虚假动态目标出现, 系统目标识别准确率会下降, 导致定位精度降低, 轨迹异常值增多. 而本文提出的多视角融合的动态目标追踪系统, 使用体积较小、价格低廉的商用单基地雷达设备, 能够消除虚假动态目标等多径干扰, 准确且完整的提取目标的距离变化信息, 实现对自由运动目标的高精度室内追踪. 在多个真实家居场景中的量化评估结果表明, 当实验环境、实验者、设备高度等影响因素改变时, 依旧能够保证较高的追踪性能.

除目标定位追踪外, 基于 IR-UWB 的非接触感知工作还从感知目标个数、类型以及活动粒度等不同角度进行了全方位的探究. 已有工作主要集中在生命体征监测 (如呼吸、心跳检测)^[34–36]、行为识别^[37,38]、人群监测 (人群计数)^[24,39,40]和身份识别^[41]等应用领域, 展示了 IR-UWB 技术的巨大感知潜力.

1.2 其他非接触感知技术

除 IR-UWB 外, 其他无线射频信号定位技术主要有 Wi-Fi、RFID、蓝牙、FMCW 等. 其中, 基于 Wi-Fi^[2–4]的定位系统覆盖范围相对较广, 成本低、普适性强. 利用多载波的信道状态信息能够达到最高分米级的目标定位和

追踪精度. 但是缺点是系统需要的设备数量多, 功耗较高, 且追踪轨迹具有较大的累计误差. 基于 RFID^[5-7]和蓝牙^[8,9]的定位系统功耗和成本都相对较低, 但是定位精度通常大于 1 m, 并且目标追踪结果同样具有较大的累计误差. 而基于 FMCW^[10,11]的定位系统的具有较高的定位精度, 能够满足几乎所有室内定位相关的应用需求. 然而现有的商用 FMCW 雷达系统 (如美国 TI、中国 Caltherah 等公司的毫米波 FMCW 雷达) 具有较高的制造成本和功耗, 不适合大规模部署. 与上述系统相比, 商用 IR-UWB 雷达具有测距精度高、无累计误差、成本低、功耗低和抗干扰能力强的优势, 已应用于智能手机、笔记本电脑等产品当中, 适合在室内场景中大规模部署, 以提供高精度的目标定位和追踪等服务.

2 IR-UWB 信号建模与经验研究

本节首先介绍 IR-UWB 的信号建模, 随后进行经验研究, 通过实验探究目标运动对接收信号谱的影响, 分析复杂多径条件下信号谱的组成与特点.

2.1 IR-UWB 信号建模

IR-UWB 雷达发射脉冲信号经环境中的无线信道中的多径传播后被自身接收. 对 IR-UWB 信号进行建模, 分析多径的传播时延等信息, 有利于了解环境中物体的空间分布, 以实现目标距离等信息的感知.

对于本文使用的雷达设备, 其发射基带信号 $s(t)$ 为高斯脉冲. 在使用同相 (in-phase) 单载波进行上变频操作后, 发射信号可以表达为:

$$x_n(t) = s(t - nT_p) \cdot \cos(2\pi f_c(t - nT_p)) \quad (1)$$

其中, $f_c = c/\lambda$ 表示载波中心频率, 等于电磁波传播速度 c 和载波波长 λ 的比值, 中心频率越低, 波长越长, 信号的穿透能力越强. f_p 表示脉冲的重复频率, $T_p = 1/f_p$ 表示脉冲重复间隔, n 表示发射脉冲的序号.

假设信号在传播过程中经过了包括直射路径和反射路径在内的共 P 条不同的路径, 则无线信道对于第 n 个脉冲的冲击响应可表示为:

$$h_n(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \delta(t - \tau_p - \tau_p^D(nT_p)) \quad (2)$$

其中, α_p 表示第 p 条多径的信道增益, τ_p 是第 p 条多径的传播时延, $\tau_p^D(nT_p)$ 表示由于第 p 条多径的多普勒频移引起的时延. 因此, 当目标距离雷达为 R_p , 运动速度为 v_p 时, 存在如下关系: $R_p = 2 \cdot c \cdot \tau_p$, $v_p = \frac{c \cdot \tau_p^D(nT_p)}{2nT_p}$, 其中 c 表示光速. 目标距离 R_p 等于信号传播路径长度 $c \cdot \tau_p$ 的一半. 当有两个感知目标时, 仅当雷达到两个目标的距离差大于雷达的距离分辨率 ΔR 时才能够被分辨出来. 对于一个发射脉冲带宽为 B 的雷达, 其距离分辨率为 $\Delta R = \frac{c}{2B}$. 雷达距离分辨率仅与信号的带宽有关, 带宽越大, 距离分辨率也越高, 越有利于对目标的距离分辨和位置追踪.

那么, 接收信号 $y_n(t)$ 可通过发射信号与信道冲激响应的卷积操作获得:

$$y_n(t) = h_n(t) * x_n(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \cdot s(t - nT_p - \tau_p - \tau_p^D(nT_p)) \cdot \cos(2\pi f_c(t - nT_p - \tau_p - \tau_p^D(nT_p))) + n(t) \quad (3)$$

其中, $n(t)$ 表示高斯噪声.

在经过 IQ 下变频操作后, 接收机的基带输出信号为:

$$y_n^b(t) = \sum_{p=1}^P \alpha_p \cdot e^{j2\pi f_c(\tau_p + \tau_p^D(nT_p))} \cdot s(t - nT_p - \tau_p - \tau_p^D(nT_p)) + n(t) \quad (4)$$

当对基带输出信号以 T_s 为间隔进行采样后, 第 k 个采样点可表示为如下形式:

$$y_n^b[k] = \sum_{p=1}^P \alpha_p \cdot e^{j2\pi f_c(\tau_p + \tau_p^D(nT_p))} \cdot s[kT_s - nT_p - \tau_p - \tau_p^D(nT_p)] + N[k] \quad (5)$$

为了方便分析处理, 雷达系统通常将时序的基带采样信号转换成矩阵形式. 如果将同一脉冲的回波信号排成一列, 定义为快时间 (fast-time), 将不同脉冲的回波信号排列成行, 定义为慢时间 (slow-time), 那么对于 n 个脉冲回波的基带信号数字采样后可得到接收信号矩阵:

$$Y = \begin{bmatrix} y_1^b[1] & \cdots & y_n^b[1] \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ y_1^b[k] & \cdots & y_n^b[k] \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, n 表示脉冲序号, k 表示采样点序号.

接收信号矩阵 (又称为接收信号谱) 是对环境中的多径信息的整体刻画, 反映了环境中物体距离随时间的变化关系. 如图 1 所示, 接收信号矩阵的横轴和纵轴分别表示慢时间维度和快时间维度. 其中慢时间对应于时间信息, 表示接收到的脉冲的编号, 相邻两个慢时间点的间隔对应了特定的脉冲重复间隔. 而快时间对应于距离信息, 表示脉冲重复间隔内, 雷达发射的一个脉冲经环境中物体反射后被设备接收经历的飞行时间 (飞行时间 \times 光速=距离). 物体距离不同, 反射多径长度不同, 信号到达设备时间也就不同. 相邻两个快时间点的差等于采样时间间隔, 对应于雷达的距离测量精度. 测距精度表示一个物体距离测量的准确度, 与雷达接收机的模数转换 ADC 采样率有关, 采样率越高, 测距精度也越高, 越有利于目标的定位和追踪.

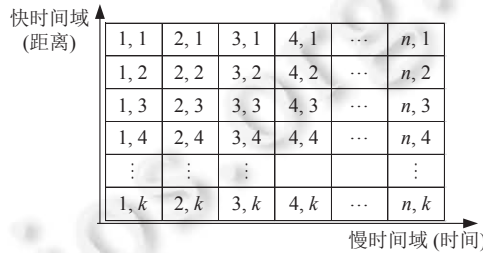


图 1 接收信号谱 (接收信号矩阵)

2.2 接收信号谱变化经验研究

在明确 IR-UWB 的接收信号格式后, 接下来通过大量实验, 观察在不同多径环境和不同目标状态的情况下的接收信号谱的表征.

我们分别在室内空旷 (地下车库, 10 m \times 7 m, 除四周墙壁外无物体) 和非空旷场景 (如图 2 所示的家庭卧室, 4.7 m \times 2.7 m, 布置有床、书桌、电视、柜子等物体) 中布设了一个高度为 1.25 m 的 IR-UWB 雷达设备. 一个身高 1.7 m 的女性实验者在不同场景中沿着不同轨迹行走. 其中, 绿色和红色圆圈分别表示轨迹的开始点和结束点, 蓝色箭头为运动轨迹.

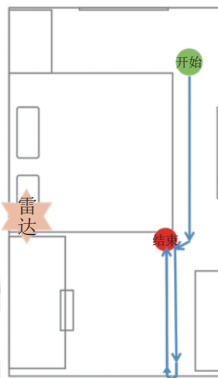


图 2 非空旷室内场景中的轨迹示例

理想室内空旷场景的原始接收信号谱如图 3(a) 所示. 此时, 目标静止约 5 s 后在距离雷达 7 m 和 1.5 m 间折返. 从图中可以发现, 在目标静止时, 信号谱基本保持稳定, 主要由两部分组成: (1) 静态信息, 指地面、墙壁等静态

物体的反射, 如 1–2 m 范围的地面反射; (2) 高能量的干扰成分, 存在于快时间域为 0 附近, 主要由 Tx-Rx 信号馈通造成。Tx-Rx 信号馈通又称为 Tx-Rx 能量泄露, 指发射天线发出的一部分信号没有经过环境中的物体反射均由目标直接反射信号组成, 其距离地变化与目标相对于雷达设备的距离变化相对应。由于人体的反射点不唯一, 包括胸部、手部、腿部等身体多个部位的反射, 因此从图 3(c) 中可以观察到人体反射的多径信息是具有一定宽度的“亮带”。通常情况下, 身体的反射截面越大、距离越近, 其动态多径数量越多、能量越强, 因此这条“亮带”的宽度也就越宽、能量越强。由于“亮带”的下边缘平滑, 通过峰值提取、恒虚警检测、平滑滤波^[31]等相对简单的处理步骤就可获得目标准确的距离变化信息。

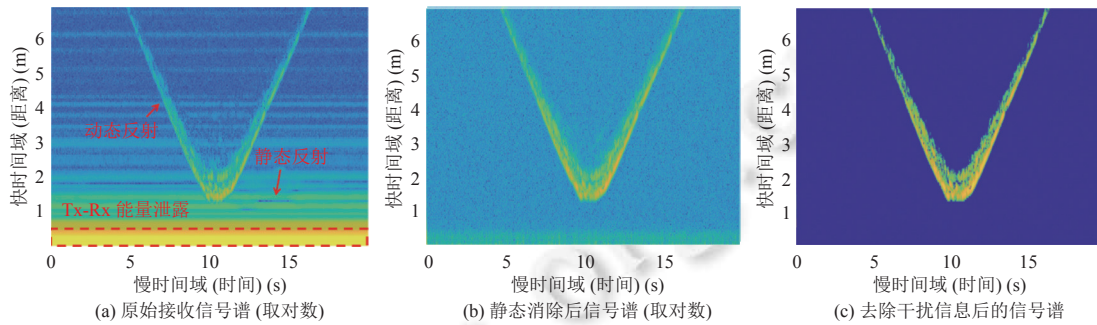


图 3 室内空旷场景中的信号谱

与理想空旷场景不同的是, 当目标在室内非空旷场景中运动时, 由于场景中物品增多、空间更加狭小, 导致目标活动范围受限, 多径复杂程度大大增加。以图 2 所示轨迹为例, 此时目标从距离 2.6 m 的绿色圆圈处出发, 先沿着床尾直走, 再在床角处右转身, 逐渐靠近雷达至距离雷达约 1.8 m 的红色圆圈处, 后再原地向左转, 继续向远处运动, 至距离雷达 2.6 m 时转身, 最终在红色圆圈处停止。图 4(a) 展示了沿图 2 轨迹运动时的原始接收信号谱。与图 3(a) 相比, 图 4(a) 所示的信号谱中静态多径数量更多, 平均能量更强, 而动态信息更加无法直接清晰地观察到。图 4(c) 展示了经过第 4.1 节方法处理后的动态信号谱, 可以发现信号谱中除了目标直接反射的动态多径信号还包括经目标和其他静态物体多次反射的多径信号。与图 3(c) 相比, 此时的动态信号谱变化更加复杂, 复杂性体现在以下两方面: (1) 目标直接反射的动态多径信号更加不稳定 (与图 3(c) 相比, 能量减弱、粗糙、信息缺失), 如图 4(c) 红色虚线框区域所示。由于非空旷环境的多径数量增多, 当目标运动轨迹不变时 (即目标直接反射的能量值不变), 直接反射的动态多径能量占比降低, 因而能量会相对减弱。目标直接反射多径除了受到环境中总体多径分布的影响外, 还与人的距离、朝向及运动状态有关。由于人体运动时, 其相对于设备的距离和朝向不断改变, 因此多个部位反射的多径能量和数量会在短时间内发生较大的变化, 导致信号谱变得粗糙, 甚至在部分时刻还会出现缺失的情况。如图 4(c), 在 4–6 s 和 6–8 s 的部分, 目标运动轨迹对称, 仅运动方向和人的朝向不同。但相较于 6–8 s, 4–6 s 的动态信号谱更加毛躁, 由于部分时刻反射能量极其微弱, 信号谱中的部分区域缺失。(2) 非目标直接反射的动态多径的变化杂乱无章。非目标直接反射的动态多径指经过目标和其他静态物体多次反射的动态多径。如图 4(c) 中粉色虚线框所示, 这些多径信息与直接反射信号杂糅在一起, 没有明显的变化规律, 被视作“多径干扰”。当目标的运动轨迹、身体朝向甚至环境中静态物体位置和材质发生细微的变化, 其分布都会发生巨大的改变。除此之外, 非目标直接反射的信号可能会出现与目标直接反射信号相似的特征, 使得二者无法区分, 这常被视为“虚假的动态目标”。在部分时刻 (如图 4(c) 中时间轴 4 s 处), 当真实的动态信息缺失而“虚假的动态目标”存在时, 会造成目标识别错误, 极大地影响了对于信号谱中动态信号的识别和距离信息提取。

除了上述实验观察外, 本节还对采集的回波信号与 IEEE 802.15.3a 标准信道模型的仿真结果进行了对比分析。802.15.3a 信道模型基于大量实际超宽带通信系统测量数据建立, 是对典型宽带室内信道模型 (S-V 模型) 的进一步修正, 在该模型中, 多径信号不是按照固定速率均匀到达接收机, 而是以簇的形式, 一簇一簇地到达^[42]。簇和簇内多径信号的到达时间服从泊松随机分布, 幅度服从对数正态分布。图 5(a) 展示了该模型仿真的超宽带信道冲激

响应. 此时簇到达率、簇内径到达率、簇指数衰落因数、径指数衰落因数分别为 0.1、1.3、0.4 和 2.7, 衰减项标准差为 4.8. 从图中可明显观察到多径成簇的现象, 每个较强径都被附近多个弱径包围着. 虽然从整体上看, 信号飞行时间越长, 采样时间越晚, 多径簇的幅度衰减越大, 但是簇中每条多径的幅度和到达时间具有较强的随机性. 图 5(b) 展示了室内非空旷卧室场景中的雷达脉冲回波的幅值, 对应于图 4(a) 原始接收信号谱慢时间 7 s 处. 与仿真结果一致, 实际采集到的多径仍呈簇状分布幅度量整体呈递减趋势. Tx-Rx 信号馈通对应多径的传播距离极短, 而能量却极强, 随距离增大快速衰减. 相较而言, 物体反射多径能量较弱, 每个物体与一簇或多簇中的多条路径对应. 由于每个物体可能与一簇或者多簇的多条路径对应, 来自不同物体 (或同一物体不同反射点) 的多径的到达时间可能相互重叠, 导致同一时间的回波信号幅度叠加, 多径分布十分复杂. 因此, 获取物体精确的距离信息是非常困难的. 仅有部分物体的距离可通过峰值信息大致判断, 如图 5(b) 中采样时间约 14.6 ns 处的峰值对应了距离雷达 2.2 m 的人体反射直接多径.

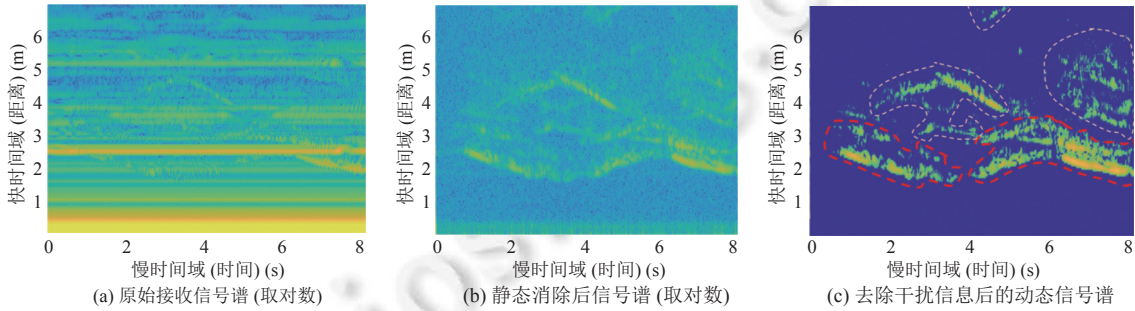


图 4 室内非空旷场景中的信号谱

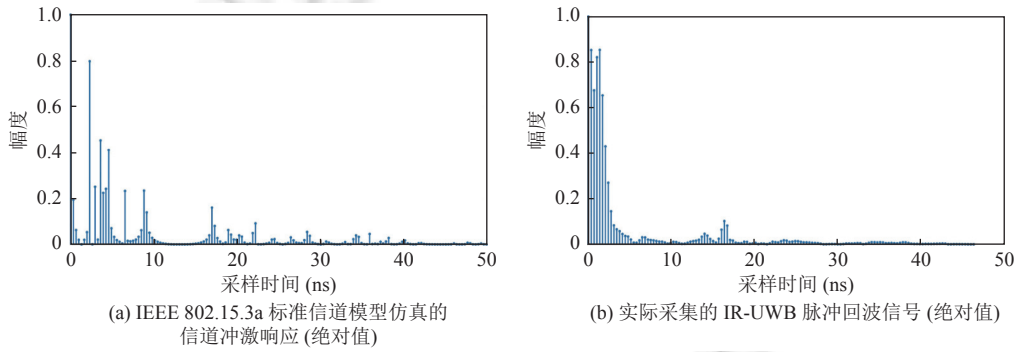


图 5 雷达脉冲回波信号与超宽带室内信道模型仿真结果对比

以上实验观察和分析都反映了室内多径场景中信号谱的复杂性. 设备干扰与来自静态物体、动态目标的多条反射多径混叠在一起, 使得准确感知运动目标的距离变化信息难度较大.

2.3 复杂多径条件下的信号谱特征

虽然多径条件下, 接收信号谱的变化较为复杂, 但通过分析实验结果, 我们可以发现 IR-UWB 接收信号谱具有以下变化特征.

(1) 接收信号谱主要由静态信息、干扰信息及动态信息这 3 部分组成. 其中静态信息由环境中的静态物体反射造成, 干扰信息主要包括设备 Tx-Rx 信号馈通噪声, 而目标引起的动态信息由目标直接反射的信息 (一次反射) 及多次反射信息共同构成.

(2) 相较于空旷场景, 非空旷室内场景中的接收信号谱更加复杂. 目标运动使得多径信号的数量和能量在短时间内发生较大的变化, 导致动态信号谱变得十分粗糙, 甚至会出现部分缺失的情况. 而目标直接反射动态多径与物体

多次反射动态多径混叠在一起, 又使得真实与虚假的动态目标信息无法区分, 导致提取真实目标的距离变化信息变得更加十分困难.

(3) 然而, 在复杂的信号谱中存在稳定不变的规律, 即去除静态和干扰信息后的动态信号谱的下包络线始终与运动目标的距离变化对应. 若能够克服多径干扰的影响准确提取信号谱动态包络信息, 就有机会实现对目标距离变化的准确感知.

3 基于高斯模糊的多径干扰消除和距离提取

基于多径条件下的信号谱特征, 本节设计了基于高斯模糊的多径消除和距离提取算法, 先从原始信号谱中提取动态信息, 再对动态信号谱中多径干扰信息进行消除, 最终提取目标运动时的距离信息变化.

3.1 动态信号谱提取

考虑到接收信号谱主要包含静态反射、动态反射和干扰信息这 3 部分, 为获得仅包含动态反射信息的动态信号谱, 我们依次对静态信息和干扰信息进行去除.

首先构造回路滤波器 (loopback filter)^[38]来消除随时间不变的静态信息. 对于动态目标感知而言, 环境中的目标反射之外的静态信息能量较强, 会很大程度上干扰动态目标信息的提取. 因此, 它常被视作背景噪声或背景杂波. 静态信息消除过程满足以下公式:

$$c_n(k) = \beta \cdot c_{n-1}(k) + (1-\beta) \cdot r_n(k) \quad (7)$$

$$y_n(k) = r_n(k) - c_n(k) \quad (8)$$

其中, n 和 k 分别表示快时间编号和慢时间编号, $c_n(k)$, $r_n(k)$ 和 $y_n(k)$ 分别表示噪声信息, 原始接收信号和静态信息消除后的信号. β 表示估计的接收信号的噪声占比, 控制了静态消除的性能^[40]. 一般而言, 一个较低的 β 值, 使得滤波器能够快速地去噪声信息, 但是当噪声信息随时间变化较大时处理效果可能变差. 而一个较高的 β 值, 去除噪声信息的速度较慢, 但是当噪声信息发生变化时依旧能够保持较好的处理效果, 具有较强的鲁棒性. 对于一些小尺度的活动 (如手势等), 目标距离设备较近, 噪声信息 β 通常随时间变化较快, 故应当设置 β 接近于 1^[43]. 而本工作旨在对人体进行定位追踪, 活动尺度较大, 因此我们通常将 β 设为 0.4. 图 3(b) 和图 4(b) 展示了不同多径环境下对接收信号静态消除后的信号谱效果, 可以发现, 除运动信息外, 在信号谱的距离为 0 附近依旧有高能信息残留. 为了进一步消除高能信息的 Tx-Rx 信号馈通的影响, 本文采用阈值法, 消除固定距离范围内的信号谱信息. 阈值通常设为 0.3 m, 符合设备很近的范围内没有目标出现的假设. 除设备本身干扰外, 本文还通过设置固定阈值的方法, 将环境中的低能量高斯白噪声消除, 最终得到仅包含动态多径信息的动态信号谱. 图 3(c) 和图 4(c) 分别展示了不同多径条件下经过 Tx-Rx 信号馈通消除和噪声处理后的动态信号谱效果, 可以观察到与空旷环境相比, 非空旷场景的动态多径分布更加复杂.

3.2 基于高斯模糊的多径消除和距离提取

在获取动态信号谱后, 本文通过信号谱模糊、干扰去除、包络提取等操作, 填充了信号谱中缺失的信息, 平滑了反射点不断变化造成的波动异常, 消除了非目标直接反射引起的虚假动态目标的干扰, 平滑了粗糙的距离变化, 最终准确地提取了获得目标的距离变化曲线. 算法具体处理流程如下.

(1) 粗粒度信号谱模糊. 利用一个标准差较大的高斯卷积核对动态信号谱进行卷积操作, 以获得模糊程度较高的粗粒度信息. 在本文中使用的二维卷积核, 其维度通常正比于输入信号谱的维度大小. 如图 6(a) 所示, 卷积操作使得信号谱整体变得模糊, 原本缺失的部分动态信息得以“填充”, 粗糙部分也进行了“平滑”. 能量分布不均和不连续的问题得以弱化, 有利于提取大致的距离变化趋势.

(2) 粗粒度信息提取. 采用阈值法, 保留步骤 (1) 得到的信号谱中高能的部分, 然后进行二值化处理, 效果如图 6(b) 中黄色区域所示. 此处的能量限定阈值为动态阈值, 在同一多径环境中保持稳定. 获取动态阈值的方法如下: 预先采集一段运动数据, 计算步骤 (1) 卷积操作后所有样本点能量的累积分布函数 (cumulative distribution function, CDF), 选取固定百分位点 (quantile) 的能量值作为阈值.

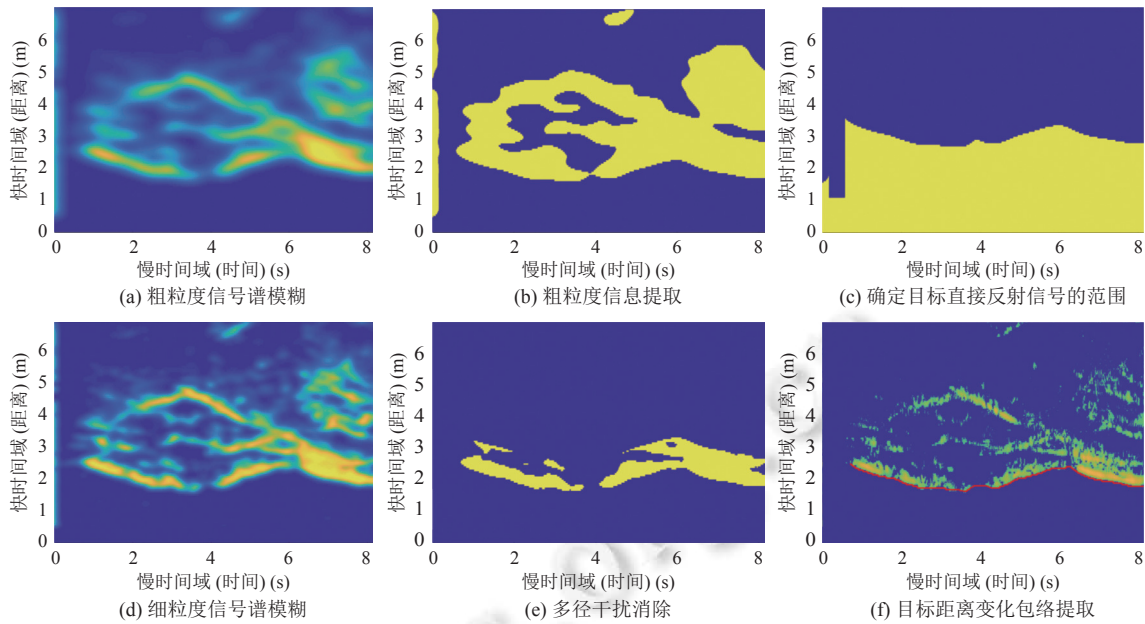


图 6 基于高斯模糊的多径干扰消除和目标距离变化提取

(3) 确定目标直接反射信号 (即目标距离变化) 的范围. 考虑到室内多径环境复杂, 除人体直接反射的多径外, 信号谱还存在大量多次动态反射信号的干扰, 而这些“虚假的动态目标”会影响对真实运动目标的判断和信息提取. 为消除多径干扰, 只保留信号谱中目标直接反射的部分. 从步骤 (2) 获得的粗粒度动态信号谱中提取每一时刻的距离最小值, 那么目标直接反射信号变化的大致范围就对应于距离最小值加上固定的距离偏移量. 因此, 本文仅保留如图 6(c) 中黄色区域所示的距离范围, 作为有效的目标距离变化区域, 以便后续精确距离包的提取.

(4) 细粒度信号谱模糊. 对算法输入的动态信号谱再利用一个标准差较小的二维高斯卷积核进行卷积处理, 以获得清晰度更高的、保留更多细节特征的信号谱, 如图 6(d) 所示.

(5) 多径干扰消除. 非目标直接反射的多次动态多径 (即虚假动态目标) 通常存在于信号谱中比目标距离更远的位置. 当目标反射微弱而虚假目标能量较强时会导致提取到错误的距离信息. 因此, 对与步骤 (4) 得到的信号谱, 仅保留能量高于某动态阈值并且在步骤 (3) 得到的有效轮廓范围内的信号谱信息, 并进行二值化处理, 如图 6(e) 所示. 此处动态阈值计算方法同步骤 (2) 中类似: 使用预先采集的运动数据, 计算步骤 (4) 卷积操作后所有样本点能量的 CDF 值, 通常选取固定百分位点的能量值作为阈值. 从图 6(e) 中可以观察到信号谱在 4 s 处出现了持续时间极短的中断, 这是因为目标此时原地转身, 目标距离信息几乎不变.

(6) 目标距离变化包络提取. 以多径干扰消除操作后的二值化信号谱作为输入, 提取每一时刻的最小距离样本点作为此时目标的距离估计. 为进一步提高提取信息的准确性, 可对二值化后的每一时刻样本点求和, 用阈值法保留能量值前固定百分位点的信息, 再提取距离. 考虑到目标在行走过程中可能存在原地转身等状态, 导致信号谱中人体动态反射信号的短暂中断. 因此对于持续时间极短的中断, 使用中断前最后一个时刻的距离值作为当前的距离估计. 图 6(f) 中红色曲线展示了算法最终提取到的目标距离变化包络, 可以看出目标的距离变化被准确刻画, 整体呈现减小-增大-再减小的趋势.

算法 1 展示了获取动态信号谱后基于高斯模糊的多径干扰消除和距离提取算法的伪代码, 以慢时间和快时间维度分别为 n 和 k 的动态信号谱作为输入. *imgaussfilt* 函数对输入信号谱进行为二维高斯滤波, *findLowerEnvelope* 函数返回二维信号矩阵的每个慢时间的距离包络值, For 循环对每个慢时间的所有距离进行判断, 这些操作的复杂度均为 $O(nk)$. 因此, 算法整体计算复杂度为 $O(nk)$.

算法 1. 基于高斯模糊的多径干扰消除和距离提取.

输入: 动态信号谱 $data$, 粗粒度模糊卷积核 $coarseKernel$, 粗粒度模糊能量百分比阈值 $coarseTH$, 细粒度模糊卷积核 $fineKernel$, 细粒度模糊能量百分比阈值 $fineTH$, 距离偏移量 $offset$;

输出: 目标距离变化包络 $distance$.

1. **Function** $distanceExtraction(data, coarseKernel, fineKernel, coarseTH, fineTH, offset)$
2. $coarseData = imgaussfilt(data, coarseKernel)$; //粗粒度信号谱模糊
3. $coarseData = coarseData > coarseTH$; //粗粒度信息提取
4. $tarRange = findLowerEnvelope(coarseData) + offset$; //确定目标直接反射信号的范围
5. $fineData = imgaussfilt(data, fineKernel)$; //细粒度信号谱模糊
6. $fineData = fineData > fineTH$;
7. **For** $iter = 1:n$
8. **If** $temDis < tarRange(iter)$ //多径干扰消除
9. $temDis = findLowerEnvelope(fineData(iter, :))$; //目标距离变化包络提取
10. $distance(iter) = temDis$;
11. **EndIf**
12. **EndFor**
13. **Return** $distance$

4 多视角信息融合的目标定位追踪

在获取设备测量的目标距离变化后, 需要综合多个设备测量到的距离信息, 最终估计出人体的位置. 本节首先介绍理想情况下的传统基于三点定位 (三边测距)^[44] 的目标估计算法并指出该方法在真实场景中使用存在的问题. 随后, 提出本文设计的位置估计算法. 该方法能够较好融合不同观察视角上的测距信息, 准确地给出目标在二维平面上的运动轨迹.

4.1 理想情况下的三点定位和目标位置估计算法

在二维空间中, 每个雷达设备 $P_i, i = 1, \dots, n$, 到目标 P_0 之间的每个距离都 d_i 确定了一个以 P_i 为圆心的, d_i 为半径的圆. 理想情况下, 最少 3 个圆相交的交点就能够唯一确定一个目标的位置, 即三点定位方法 (如图 7 所示). 则在已知 3 个设备的位置和目标到每个设备的距离信息时, 假设定位目标为一个质点且设备距离测量结果不存在误差, 则目标的位置 (x, y) 满足以下方程:

$$\begin{cases} d_1^2 = (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 \\ d_2^2 = (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 \\ d_3^2 = (x - x_3)^2 + (y - y_3)^2 \end{cases} \quad (9)$$

其中, x_i 和 y_i 分别表示第 i 个设备的横、纵坐标, d_i 表示目标到设备的距离. 那么, 方程组的唯一解则对应了追踪目标的位置.

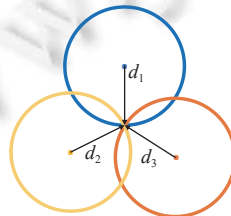


图 7 基于三点定位的目标位置估计方法

然而,人体本质上是具有一定厚度的不规则物体,而算法提取的距离信息实际上是单个设备与人体最近反射点之间的距离,这与人的真实位置存在较大的偏差.除此之外,雷达距离分辨率有限、设备参数测量误差以及不同设备观察视角差异的影响,都让方程组获取的变量存在误差,导致方程组无解,3个圆无法相交于一点.

4.2 基于多视角距离信息融合的位置估计算法

为了减少系统误差,给出精确度高、鲁棒性强的目标轨迹估计,本文提出了一种多视角融合的目标定位追踪算法,能够基于目标不同观测视角上的3个雷达设备提取的距离信息,综合估计出目标在二维平面的位置信息,并绘制出平滑且精确的运动轨迹.

考虑到由于人体厚度引起的不同雷达视角上的反射点差异,我们将人体建模成二维平面中以 (x, y) 为圆心、 r_0 为半径的圆(r_0 设为15 cm).因此真实的目标距离 d_i 等于雷达从信号谱中提取到的距离 d_{0i} 加上半径,即: $d_i = d_{0i} + r_0$.又由于在多数情况下,以设备为圆心、测量距离为半径的圆不具有唯一交点,无法直接通过方程组求解直接得到待测目标的位置.为此,本文讨论了方程求解结果的各种情况,并设计了如下估算算法.

(1) 3个圆都两两相交时:如图8(a)所示,对于每两个圆的交点,选取距离第3个圆欧氏距离更近的一个交点作为估计点.然后利用选取的3个点的坐标取平均值,即为估计的待测目标位置.

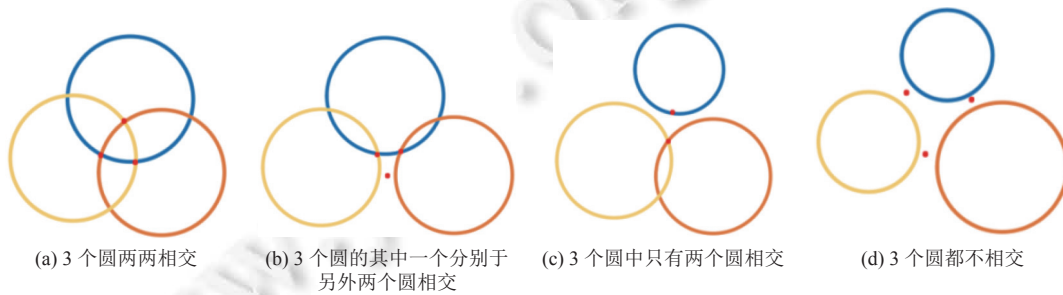


图8 基于三点定位的目标位置估计方法

(2) 3个圆的其中一个圆分别于另外两个圆相交:如图8(b)所示,对于相交的两个圆,两个圆的交点,选取距离第3个圆较近的交点作为估计点.而对不相交的两个圆,选取圆心连线上与两圆半径比例一致的点作为估计点,即当第1个和第2个圆不相交时,估计点坐标为 $\left(x_1 + \frac{(x_2 - x_1) \times d_1}{d_1 + d_2}, y_1 + \frac{(y_2 - y_1) \times d_1}{d_1 + d_2}\right)$.对3个点的坐标取平均值,作为目标的位置估计.

(3) 3个圆只有其中两个有交点:如图8(c)所示,选取两个相交的圆到第3个圆上较近的交点,以及第3个圆上距离该交点最近的点.对二者求平均,作为目标的位置估计.

(4) 3个圆都不相交:如图8(d)所示,对于每两个圆,选取圆心连线上与两圆半径比例一致的点,比如第1个圆和第2个圆选取 $\left(x_1 + \frac{(x_2 - x_1) \times d_1}{d_1 + d_2}, y_1 + \frac{(y_2 - y_1) \times d_1}{d_1 + d_2}\right)$ 作为目标点的估计点.对于所选取的3个估计点坐标求平均,即为最终估计的目标位置.

以上方法融合了3个设备的距离信息,给出了对目标位置实时估计结果,且估计结果没有累计误差.为进一步提高追踪的精度,避免异常值的出现,我们对目标的 x 和 y 轴分别再进行一次滤波(窗口大小为5),以获得更加平滑的轨迹信息.为提高系统运行效率,可对平滑后的轨迹信息进行降采样,使系统每秒钟输出4个轨迹点.

算法2展示了基于多视角距离信息融合的位置估计算法的伪代码.算法的输入为3个设备的目标距离包络线,维度为 $n \times 1$.首先计算真实的目标距离,利用改进的三点定位方法求解目标的位置,最后进行轨迹滤波. For 循环求解每一时刻的目标位置,复杂度为 $O(n)$. *track* 函数首先判断以3个设备为圆心、测量距离为半径的圆的相交情况,然后通过解析解给出目标当前时刻的位置,复杂度为常数. *movmean* 函数对目标位置变化进行固定窗口大小的滤波,以输出平滑的轨迹信息,复杂度为 $O(n)$. 故算法整体计算复杂度为 $O(n)$.

算法 2. 基于多视角距离信息融合的位置估计算法.

输入: 3 个设备的目标距离包络 $distance1, distance2, distance3$, 3 个设备的位置坐标 $(x1, y1), (x2, y2), (x3, y3)$, 人体建模半径 r_0 , 轨迹滤波滑动窗口大小 win ;

输出: 目标二维轨迹 $tarTrace$.

1. **Function** $targetTracking(distance1, distance2, distance3, x1, y1, x2, y2, x3, y3, win)$
 2. $distance = [distance1; distance2; distance3];$
 3. $distance = distance + r_0;$ //计算真实的目标距离
 4. **For** $iter = 1:n$
 5. $tarTrace(iter) = track(distance(iter, :), x1, y1, x2, y2, x3, y3);$ //改进的三点定位方法求解目标位置
 6. **EndFor**
 7. $tarTrace = movmean(tarTrace, win);$ //轨迹滤波
 8. **Return** $tarTrace$
-

5 实验评估

本文搭建了基于商用 IR-UWB 雷达的多视角融合动态目标追踪系统. 为了充分验证该系统的定位追踪性能, 在 3 个真实家居场景中进行实验. 本节首先在第 5.1 节介绍实验设置与系统构成, 随后对不同实验场景下的系统的整体追踪精度进行评估. 考虑到实验场景、设备高度、人(追踪目标)、运动轨迹、运动速度、目标建模参数等因素可能会对追踪结果产生影响, 在第 5.3–5.6 节进一步设计控制变量实验, 定量地探究不同因素影响下的追踪性能. 此外, 为进一步展示本文方法的有效性, 在第 5.7 节和第 5.8 节进行了与已有非接触式追踪工作的对比实验, 并探究目标自由活动时的追踪效果.

5.1 实验设置

本文搭建的动态目标实时追踪系统包括 3 个 Xethru X4M03 雷达(如图 9 所示)的数据作为输入. 每个雷达大小约为 $6.6 \times 4.2 \text{ cm}^2$, 包含一根发射天线和一根接收天线, 工作频段为 7.29 GHz, 带宽 1.5 GHz, 每秒可对 160 个脉冲的回波信号进行采样. 3 个雷达设备设置于房间的墙面上, 高度为 1.3 m, 通过 USB 接口与一台戴尔 Precision5520 笔记本电脑(Intel Xeon E3 CPU、32 GB 内存)连接, 将采集到的复数信号(IQ 两路)存储到本地文件中. Matlab 软件实时读取文件数据, 将数据组成接收信号谱进行处理分析. 处理窗口为 8 s, 每次更新 1 s 的数据. 经过预处理、单个设备的距离信息提取和多个设备的距离信息融合后, 系统输出每秒 4 个的二维位置(轨迹)信息. 对于维度为 $n \times k$ 的接收信号谱, 系统计算复杂度为 $O(nk)$.



图 9 UWB 雷达设备 Xethru X4M03

5.2 室内家居场景中的整体追踪精度

为了评估系统室内定位追踪的准确性, 我们在图 10 所示的 3 个不同真实家居场景中进行实验, 分别为卧室 1、

客厅和卧室 2.3 个环境的布局和多径分布不同. 场景中材质、体积各异的物体 (如空调、电视、桌椅等) 分布较为密集, 多径数量多且能量和长度各异, 构成了较为复杂的感知环境. 我们按照每个房间布局设定了尽可能覆盖房间且符合正常生活状态的活动轨迹, 同时在房间地面上贴胶带进行标记以记录目标真实的运动轨迹. 我们共邀请了 6 个性别、年龄、体态不同的实验者沿预先设计好的轨迹行走, 每条轨迹走 10 次. 最后计算系统估计的目标中心所在位置和真实运动轨迹上最近点的欧氏距离, 作为系统的定位和轨迹追踪误差.

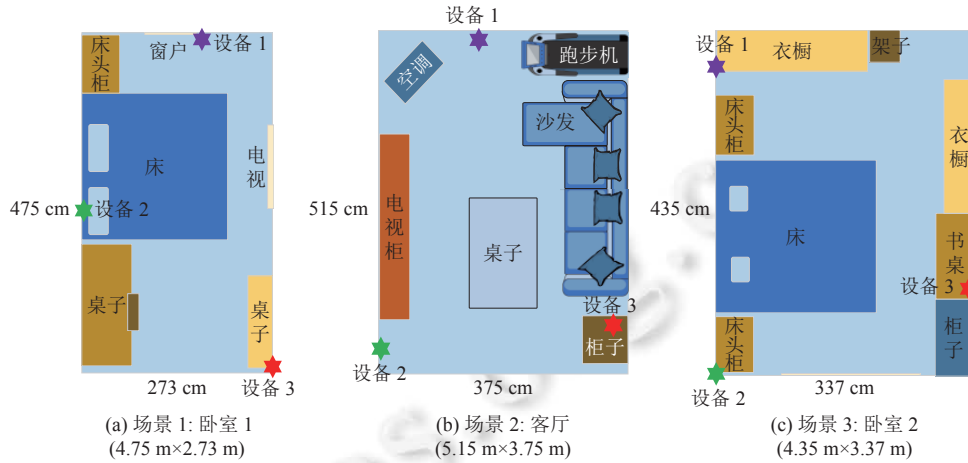


图 10 室内家居实验场景图

图 11 展示了在 3 个场景 (场景 1: 卧室 1、场景 2: 客厅、场景 3: 卧室 2) 中的某一轨迹的追踪效果. 红色虚线表示行走的实际轨迹, 彩线表示系统估计的轨迹 (起点为蓝色点, 终点为红色点). 后文图 12(a) 展示了在 3 个不同场景整体的轨迹追踪累计误差分布图 (CDF). 从图中可以看出, 3 个环境中的轨迹误差始终在 20 cm 以内. 以上结果表明, 即使在 3 个较为复杂的真实家居场景中, 本文提出的多视角融合定位系统也能达到很高的定位准确度.

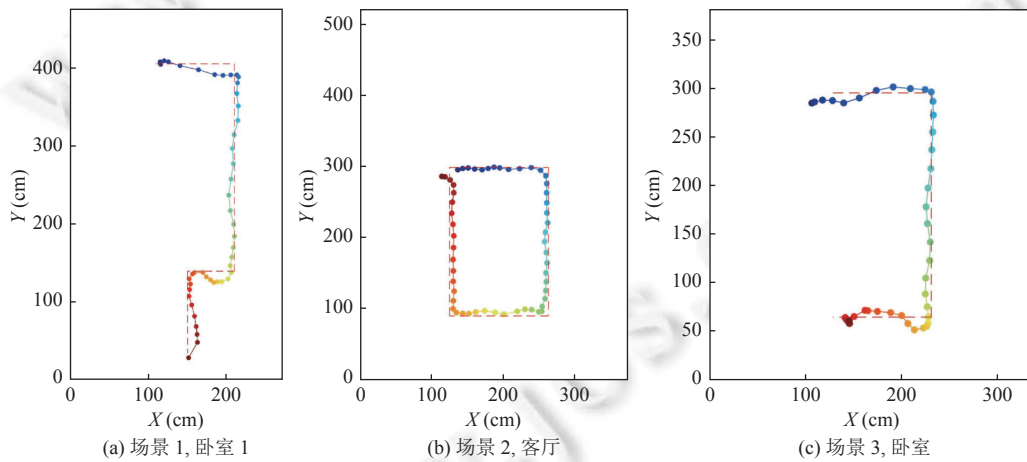


图 11 不同场景轨迹追踪效果

5.3 实验者对追踪的影响

由于不同人的行走 (运动) 方式存在差异, 身体各部位的空间位置和摆动幅度不同, 导致信号反射路径的长度和变化模式不同. 我们比较了性别、年龄、身高、体重各不相同的 6 名实验者对室内定位追踪精度的影响, 其中包括 2 名男性和 4 名女性. 实验者们在图 10(a) 中的场景 1 中沿相同轨迹行走. 如图 12(b) 所示, 系统定位追踪估计的性能对于不同人保持了较好的一致性. 即使行走体态和习惯不同, 本系统也能够较好的追踪目标.

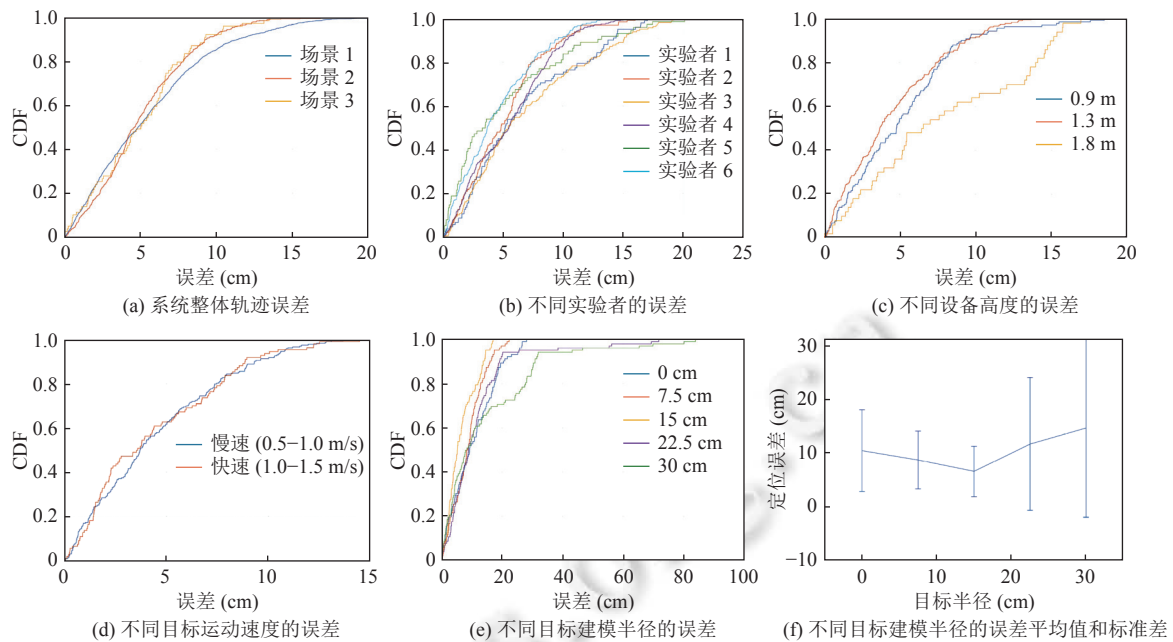


图 12 室内家居场景中定位效果

5.4 设备高度对追踪的影响

考虑到设备的摆放高度不同时, 信号发出后经人体反射的多径数量和能量都会发生变化, 我们比较了在设备摆放高度对系统定位追踪性能的影响. 同一实验者在图 10(a) 中场景 1 中沿同一轨迹行走, 调整设备的高度设置为 1.8 m (高)、1.3 m (中) 和 0.9 m (低), 分别对应于成年人的头顶、胸部、和腿部. 图 12(c) 展示了设备高度对定位追踪性能的影响. 可以观察到, 设备高度为 1.8 m 时, 定位精度最差. 此时由于人体的距离设备较近的主要反射点在头部和肩部, 运动时反射点相对不稳定且反射能量较低, 造成接收信号的质量较差, 从信号谱中准确地提取出目标的运动距离信息较为困难. 当设备高度为 1.3 m 和 0.9 m 时, 主要反射点位于人的躯干, 反射能量较强, 在信号谱中更加容易准确提取到目标的运动信息, 因而具有较小的定位追踪误差.

5.5 目标运动速度对追踪的影响

考虑到人的运动速度不同, 系统的定位精度可能存在差异, 我们比较了人在图 10(a) 中场景 1 中沿固定轨迹慢走 (0.5–1 m/s) 和快走 (1–1.5 m/s) 时的追踪性能. 图 12(d) 展示了误差的累积分布函数, 可以看出, 人在快速运动和缓慢行走时, 系统的定位追踪性能差异不大. 由于本文方法不基于目标匀速运动的假设, 因此即使当目标运动速度突然变化时, 也能保持相对较高的追踪精度.

5.6 目标建模参数对追踪的影响

以往定位工作将目标假设成质点, 雷达测量得到的距离信息即为人体到设备的距离. 然而这种假设过于理想. 实际上人体是不规则的、具有一定厚度的物体, 因此, 本文将定位目标 (即人体) 建模成一个在二维平面上以目标中心位置为圆心的半径固定的圆形. 通过调整半径大小, 探究了目标建模参数对定位精度的影响. 图 12(e) 和图 12(f) 均展示了在假设目标半径分别为 0 cm、7.5 cm、15 cm、22.5 cm 和 30 cm 时, 系统的定位误差. 从图中可以看出, 当目标半径设为 15 cm 时, 对人体的刻画最准确, 因此系统的追踪精度最高. 而当半径过小或者过大时, 都无法准确刻画人体的影响, 从而降低了定位精度.

5.7 不同非接触式追踪算法的比较

目前研究人员提出了多种非接触式目标追踪算法, 它们大多通过仿真或者在相对空旷的理想场景中进行了实

验评估,得到了不错的效果.然而,真实场景中的多径分布更加复杂,这对算法有效性和实用性提出了更高的要求.为了探究不同目标追踪算法在室内复杂多径条件下的效果,除本文提出的目标追踪算法外,我们复现了4篇雷达非接触式目标定位追踪的代表工作(文献[29,31,45,46]),它们首先通过获取单个设备到目标的距离信息,然后结合多个设备的距离值联合估计出目标的空间位置.

图13展示了在如图10(c)所示真实室内家居场景中让实验者沿着不同预定义轨迹多次行走时不同算法得到的轨迹追踪累计误差分布图.从图中可以观察到,使用本文算法的追踪精度最高,误差始终小于20 cm.而其他4种方法的效果相对较差,尤其当受到能量较强的动态多径干扰(如图4(c)中3-5 s时的4 m附近)时会容易出现轨迹追踪误差,无法较好处理复杂多径条件下的室内目标追踪问题.

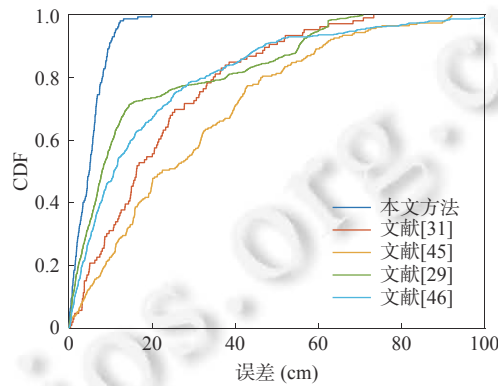


图13 不同非接触式追踪算法的追踪误差

文献[31]和文献[45]的算法均约有50%样本点的误差大于20 cm,其中有约20%样本点的误差大于40 cm.文献[31]效果不佳的原因是目标匀速运动的假设过于理想,并且先插值后滤波的距离提取方法会造成距离信息的大幅度失真,影响融合后的轨迹追踪结果.文献[45]的算法仅考虑了墙壁的遮挡,未考虑复杂多径条件下环境家具等其他物体引起的多次动态反射信息的干扰,使得算法可能无法辨别真实与虚假的目标活动信息,错误地追踪了虚假目标.文献[29]和文献[46]具有更强的前沿性和更好的追踪效果,但仍有近20%的轨迹点误差大于20 cm.文献[29]在传统联合概率数据关联(JPDA)算法的基础上,提出了一种基于路径损耗模型的自适应联合概率数据关联目标追踪算法,追踪中位误差约为7.8 cm.该算法要求预设目标个数、运动开始运动的时间以及初始位置,追踪效果依赖于精确初始位置、阈值等系统参数的设置.由于算法仅适用于线性运动(匀速方向、速度不变)的目标追踪,当目标频繁转换方向或调整速度时,会出现较大的追踪误差.而文献[46]的算法通过凝聚和跳窗方法能够自动确定目标初始状态,追踪中位误差约为11.1 cm.该算法具有较快的运算速度,且考虑了目标反射点不唯一的情况,但依旧容易错误地提取出虚假动态目标的距离变化信息,尤其当跟踪起始阶段出现强多径干扰时,会导致起始位置判断错误,产生巨大轨迹误差.

本文算法对目标的运动状态和初始位置等信息不做任何限定.我们在深入理解接收信号特征的基础上,考虑了室内复杂多径的影响,提出了基于高斯模糊的距离提取算法,提取目标直接反射信号进行两次高斯模糊处理,能够消除虚假目标干扰,精确刻画动态目标到雷达最近距离的变化曲线.此外,本文还考虑了目标反射面不规则的影响,将人体建模为二维平面上固定半径的圆形,而非已有工作中通常采用的将人体建模为一个单质点,基于提出的多视角距离信息融合的追踪算法,不需要目标相关的先验知识就能获取目标的精确活动轨迹.

5.8 目标自由活动时追踪效果

除设定好的行走轨迹外,我们还记录了目标在房间自由活动时的轨迹信息,以观察系统追踪的性能.目标自由活动时轨迹追踪效果如图14所示,蓝色为系统绘制轨迹线,绿色圆圈为起点,红色圆圈为终点.在场景1中,目标先从书桌旁走到床上躺下,稍作休息后在床上翻身至另一侧,后下床走到房间右下角柜子旁.在场景2中,目标从

空调旁出发, 绕桌子一圈后坐在沙发上. 在场景 3 中, 目标关上衣橱门后转身坐到床上, 后起身从床尾绕到床的另一边躺下, 后在床上翻身至床的另一侧. 从图中我们可以发现, 即使目标在非行走的运动状态 (如, 床上翻身、坐下等), 系统依旧能够较为准确追踪目标的活动轨迹.

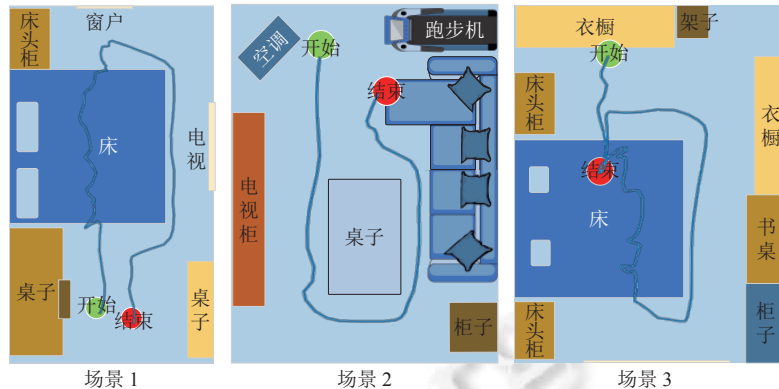


图 14 3 个不同的室内非空旷场景的目标活动轨迹

6 总结

本文提出了基于 IR-UWB 的动态目标追踪系统, 通过分析多径在信号距离谱中的分布特点, 利用基于高斯模糊的多径消除和距离提取算法, 准确获取了目标的距离变化曲线, 并根据提出的多视角融合算法在对人体建模后将不同视角的设备距离信息融合, 在复杂多径场景中实现了对单个运动目标的精确定位和追踪. 为了充分验证系统的有效性和鲁棒性, 我们在不同真实室内家居场景进行了大量的实验, 结果表明系统估计的人体中心位置与真实运动轨迹的误差始终小于 20 cm.

未来, 我们会进一步将现有的单动态目标追踪方法进行扩展, 设计搭建多动态目标的室内追踪系统. 现有思路可以基于多视角 (multi-view) 的思想, 布设更多数量的观察视角不同的雷达设备, 或基于 MIMO 技术, 增加设备天线数量, 以获得更丰富的多维度感知信息. 除此之外, 我们也会尝试将底层的轨迹活动信息转化为目标运动轨迹的涉及区域、活动时长、运动发生频率等中层语义, 进而实现行为识别、身份识别、身体健康状态监测等更高层次的人体感知工作.

References:

- [1] Ngamakeur K, Yongchareon S, Yu J, Rehman SU. A survey on device-free indoor localization and tracking in the multi-resident environment. *ACM Computing Surveys*, 2021, 53(4): 71. [doi: 10.1145/3396302]
- [2] Wang J, Jiang HB, Xiong J, Jamieson K, Chen XJ, Fang DY, Xie BB. LiFS: Low human-effort, device-free localization with fine-grained subcarrier information. In: *Proc. of the 22nd Annual Int'l Conf. on Mobile Computing and Networking*. New York: ACM, 2016. 243–256. [doi: 10.1145/2973750.2973776]
- [3] Li X, Li SJ, Zhang DQ, Xiong J, Wang YS, Mei H. Dynamic-MUSIC: Accurate device-free indoor localization. In: *Proc. of the 2016 ACM Int'l Joint Conf. on Pervasive and Ubiquitous Computing*. Heidelberg: ACM, 2016. 196–207. [doi: 10.1145/2971648.2971665]
- [4] Li X, Zhang DQ, Lv Q, Xiong J, Li SJ, Zhang Y, Mei H. IndoTrack: Device-free indoor human tracking with commodity Wi-Fi. *Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 72. [doi: 10.1145/3130940]
- [5] Ruan WJ, Sheng QZ, Yao LN, Li X, Falkner NJG, Yang L. Device-free human localization and tracking with UHF passive RFID tags: A data-driven approach. *Journal of Network and Computer Applications*, 2018, 104: 78–96. [doi: 10.1016/j.jnca.2017.12.010]
- [6] Ruan WJ, Sheng QZ, Yao LN, Gu T, Ruta M, Shanguan LF. Device-free indoor localization and tracking through human-object interactions. In: *Proc. of the 17th IEEE Int'l Symp. on a World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks*. Coimbra: IEEE, 2016. 1–9. [doi: 10.1109/WoWMoM.2016.7523524]
- [7] Wang CY, Xie L, Zhao YC, Zhang DQ, Ye BL, Lu SL. Survey on RFID-based battery-less sensing. *Ruan Jian Xue Bao/Journal of*

- Software, 2022, 33(1): 297–323 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]
- [8] Diaz JJM, de A. Maués R, Soares RB, Nakamura EF, Figueiredo CMS. Bluepass: An indoor bluetooth-based localization system for mobile applications. In: Proc. of the 2010 IEEE Symp. on Computers and Communications. Riccione: IEEE, 2010. 778–783. [doi: 10.1109/ISCC.2010.5546506]
- [9] Bruno R, Delmastro F. Design and analysis of a bluetooth-based indoor localization system. In: Proc. of the 8th IFIP Int'l Conf. on Personal Wireless Communications. Venice: Springer, 2003. 711–725. [doi: 10.1007/978-3-540-39867-7_66]
- [10] Adib F, Kabelac Z, Katabi D. Multi-person localization via RF body reflections. In: Proc. of the 12th USENIX Conf. on Networked Systems Design and Implementation. Oakland: USENIX, 2015. 279–292.
- [11] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, Miller RC. 3D tracking via body radio reflections. In: Proc. of the 11th USENIX Conf. on Networked Systems Design and Implementation. Seattle: USENIX Association, 2014. 317–329.
- [12] Shen JY, Molisch AF, Salmi J. Accurate passive location estimation using TOA measurements. IEEE Trans. on Wireless Communications, 2012, 11(6): 2182–2192. [doi: 10.1109/TWC.2012.040412.110697]
- [13] Decarli N, Guidi F, Dardari D. A novel joint RFID and radar sensor network for passive localization: Design and performance bounds. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(1): 80–95. [doi: 10.1109/JSTSP.2013.2287174]
- [14] Ma YT, Hou ZH, Jiang QD, Dou Z. Device-free indoor person localization algorithm and simulation based on time of arrival for UWB signal. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2017, 50(8): 843–849 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.11784/tdxbz201605053]
- [15] Andersen N, Granhaug K, Michaelsen JA, Bagga S, Hjortland HA, Knutsen MR, Lande TS, Wisland DT. A 118-mW pulse-based radar SoC in 55-nm CMOS for non-contact human vital signs detection. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2017, 52(12): 3421–3433. [doi: 10.1109/JSSC.2017.2764051]
- [16] Li SJ, Li X, Zhang Y, Wang YS, Zhang DQ. Walking recognition and parameters estimation based on Wi-Fi channel state information. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2021, 32(10): 3122–3138 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006027]
- [17] Zhou ZL, Dai H, Huang H, Shi WH. Wi-Fi perception based research on personnel counting method. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019, 30: 62–70 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/jos/article/abstract/19007?st=search>
- [18] Kilic Y, Wymeersch H, Meijerink A, Bentum MJ, Scanlon WG. Device-free person detection and ranging in UWB networks. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2014, 8(1): 43–54. [doi: 10.1109/JSTSP.2013.2281780]
- [19] Kilic Y, Wymeersch H, Meijerink A, Bentum MJ, Scanlon WG. An experimental study of UWB device-free person detection and ranging. In: Proc. of the 2013 IEEE Int'l Conf. on Ultra-wideband (ICUWB). Sydney: IEEE, 2013. 43–48. [doi: 10.1109/ICUWB.2013.6663820]
- [20] Lv H, Lu GH, Jing XJ, Wang JQ. A new ultra-wideband radar for detecting survivors buried under earthquake rubbles. Microwave and Optical Technology Letters, 2010, 52(11): 2621–2624. [doi: 10.1002/mop.25539]
- [21] Kim C, Lee JY. ToA-based multi-target localization and respiration detection using UWB radars. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2014, 2014(1): 145. [doi: 10.1186/1687-1499-2014-145]
- [22] Liang FL, Liu M, Qi FG, Lv H, Xue HJ, Lu GH, Wang JQ. Through the wall imaging of human vital signs based on UWB MIMO bioradar. Progress in Electromagnetics Research C, 2018, 87: 119–133. [doi: 10.2528/PIERC18062004]
- [23] Chang S, Sharan R, Wolf M, Mitsumoto N, Burdick JW. People tracking with UWB radar using a multiple-hypothesis tracking of clusters (MHTC) method. Int'l Journal of Social Robotics, 2010, 2(1): 3–18. [doi: 10.1007/s12369-009-0039-x]
- [24] Chang S, Mitsumoto N, Burdick JW. An algorithm for UWB radar-based human detection. In: Proc. of the 2009 IEEE Radar Conf. Pasadena: IEEE, 2009. 1–6. [doi: 10.1109/RADAR.2009.4976999]
- [25] Chang S, Sharan R, Wolf M, Mitsumoto N, Burdick JW. UWB radar-based human target tracking. In: Proc. of the 2009 IEEE Radar Conf. Pasadena: IEEE, 2009. 1–6. [10.1109/RADAR.2009.4977001]
- [26] Gulmezoglu B, Guldogan MB, Gezici S. Multiperson tracking with a network of ultrawideband radar sensors based on Gaussian mixture PHD filters. IEEE Sensors Journal, 2015, 15(4): 2227–2237. [doi: 10.1109/JSEN.2014.2372312]
- [27] Gülmezoğlu B. Indoor multi-person tracking via ultra-wideband radars [MS. Thesis]. Ankara: Bilkent University, 2014.
- [28] Li XR, Jilkov VP. Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models. IEEE Trans. on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333–1364. [doi: 10.1109/TAES.2003.1261132]
- [29] Qian HY, Yang XZ, Zhang XY, Ding Y, Zhang L. PLA-JPDA for indoor multi-person tracking using IR-UWB radars. In: Proc. of the 2020 IEEE Radar Conf. Florence: IEEE, 2020. 1–6. [doi: 10.1109/RadarConf2043947.2020.9266407]

- [30] Urdzik D, Kocur D. CFAR detectors for through wall tracking of moving targets by M-sequence UWB radar. In: Proc. of the 20th Int'l Conf. Radioelektronika. Brno: IEEE, 2010. 1–4. [doi: 10.1109/RADIOELEK.2010.5478569]
- [31] Rovnakova J, Svecova M, Kocur D, Nguyen TT, Sachs J. Signal processing for through wall moving target tracking by M-sequence UWB radar. In: Proc. of the 18th Int'l Conf. Radioelektronika. Prague: IEEE, 2008. 1–4. [doi: 10.1109/RADIOELEK.2008.4542694]
- [32] Rovňáková J, Kocur D. TOA estimation and data association for through-wall tracking of moving targets. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2010, 2010: 420767. [doi: 10.1155/2010/420767]
- [33] Kocur D, Fortes J, Švecová M. Multiple moving person tracking by UWB sensors: The effect of mutual shielding persons and methods reducing its impacts. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2017, 2017(1): 68. [doi: 10.1186/s13638-017-0847-x]
- [34] Zheng TY, Chen Z, Cai C, Luo J, Zhang X. V2iFi: In-vehicle vital sign monitoring via compact RF sensing. Proc. of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2020, 4(2): 70. [doi: 10.1145/3397321]
- [35] Yang YN, Cao JN, Liu XL, Liu XF. Multi-breath: Separate respiration monitoring for multiple persons with UWB radar. In: Proc. of the 43rd IEEE Annual Computer Software and Applications Conf. Milwaukee: IEEE, 2019. 840–849. [doi: 10.1109/COMPSAC.2019.00124]
- [36] Sun K, Kim DK, Lee Y, Lim YH, Park HK, Cho SH, Cho SH. Non-contact diagnosis of obstructive sleep apnea using impulse-radio ultra-wideband radar. Scientific Reports, 2020, 10(1): 5261. [doi: 10.1038/s41598-020-62061-4]
- [37] Ahmed S, Cho SH. Hand gesture recognition using an IR-UWB radar with an inception module-based classifier. Sensors, 2020, 20(2): 564. [doi: 10.3390/s20020564]
- [38] Khan F, Leem SK, Cho SH. In-air continuous writing using UWB impulse radar sensors. IEEE Access, 2020, 8: 99302–99311. [doi: 10.1109/ACCESS.2020.2994281]
- [39] Choi JW, Quan XJ, Cho SH. Bi-directional passing people counting system based on IR-UWB radar sensors. IEEE Internet of Things Journal, 2018, 5(2): 512–522. [doi: 10.1109/jiot.2017.2714181]
- [40] Yang XZ, Yin WF, Zhang L. People counting based on CNN using IR-UWB radar. In: Proc. of the 2017 IEEE/CIC Int'l Conf. on Communications in China. Qingdao: IEEE, 2017. 1–5. [doi: 10.1109/ICCCChina.2017.8330453]
- [41] Leem SK, Khan F, Cho SH. Remote authentication using an ultra-wideband radio frequency transceiver. In: Proc. of the 17th IEEE Annual Consumer Communications & Networking Conf. Las Vegas: IEEE, 2020. 1–8. [doi: 10.1109/CCNC46108.2020.9045438]
- [42] Molisch AF, Foerster JR, Pendergrass M. Channel models for ultrawideband personal area networks. IEEE Wireless Communications, 2003, 10(6): 14–21. [doi: 10.1109/MWC.2003.1265848]
- [43] Ahmed S, Khan F, Ghaffar A, Hussain F, Cho SH. Finger-counting-based gesture recognition within cars using impulse radar with convolutional neural network. Sensors, 2019, 19(6): 1429. [doi: 10.3390/s19061429]
- [44] Li SH, Feng XF. Ranging algorithm based on ellipse localization. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2016, 27: 90–101 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/jos/article/abstract/16010?st=search>
- [45] Zhao XW, Gaugue A, Lièbe C, Khamlichi J, Ménard M. Through the wall detection and localization of a moving target with a bistatic UWB radar system. In: Proc. of the 7th European Radar Conf. Paris: IEEE, 2010. 204–207.
- [46] Zhou JH, Zhou SY, Chang Y, Wu GJ, Wang YC. Multi-human target tracking based on baseband signals of ultra wide band radar. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(6): 1208–1214, 1224 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3785/j.issn.1008-973X.2021.06.022]

附中文参考文献:

- [7] 王楚豫, 谢磊, 赵彦超, 张大庆, 叶保留, 陆桑璐. 基于RFID的无源感知机制研究综述. 软件学报, 2022, 33(1): 297–323. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6344.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006344]
- [14] 马永涛, 侯振寰, 姜启登, 窦智. 基于超宽带信号到达时间的室内人员被动式定位算法及仿真. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2017, 50(8): 843–849. [doi: 10.11784/tdxbz201605053]
- [16] 李晟洁, 李翔, 张越, 王亚沙, 张大庆. 基于Wi-Fi信道状态信息的行走识别与行走参数估计. 软件学报, 2021, 32(10): 3122–3138. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/6027.htm> [doi: 10.13328/j.cnki.jos.006027]
- [17] 周泽仑, 戴欢, 黄河, 史文华. 基于Wi-Fi感知的人员计数方法研究. 软件学报, 2019, 30: 62–70. <http://www.jos.org.cn/jos/article/abstract/19007?st=search>
- [44] 李申浩, 冯秀芳. 椭圆定位的测距算法. 软件学报, 2016, 27: 90–101. <http://www.jos.org.cn/jos/article/abstract/16010?st=search>
- [46] 周金海, 周世镒, 常阳, 吴耿俊, 王依川. 基于超宽带雷达基带信号的多人目标跟踪. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(6): 1208–1214, 1224. [doi: 10.3785/j.issn.1008-973X.2021.06.022]



陈蔚燕(1994—), 女, 博士生, CCF 学生会员, 主要研究领域为普适计算, 智能感知.



包鹏(1994—), 男, 博士生, 主要研究领域为图像处理及分析, 强化学习.



张扶桑(1987—), 男, 博士, 副研究员, CCF 高级会员, 主要研究领域为普适计算, 移动计算, 智能感知.



张大庆(1964—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, CCF 杰出会员, 主要研究领域为普适计算, 情境感知计算, 移动计算, 智能感知.



刘俊杰(2000—), 男, 本科生, CCF 学生会员, 主要研究领域为普适计算, 智能感知.

www.jos.org.cn

www.jos.org.cn