

# 基于毫米波设备的远距离多目标追踪算法研究

张桂栋 杨铮 张驿 迟国轩 马强 苗欣

(清华大学软件学院 北京 100084)

**摘要** 各类定位追踪方法的发展,促进了各类应用的兴起,这其中包括智能家居、虚拟现实以及安全监控.无线定位追踪算法也是物联网技术、乃至计算机领域研究的重点方向之一.相比于视觉、激光等方法,基于无线信号的定位追踪方法,由于受环境影响小,并且能够有效地保护人员的隐私信息,因而逐渐受到研究者们的关注.部分方法不需要目标携带特定的硬件设备,就能获取移动目标在不同时刻的位置.然而,大部分的方法不能满足部分工业应用的需求,这些工业应用要求在超过10m的距离下能够达到厘米级别的精度.相比于近距离的情况,远距离的定位追踪面临着两个亟待解决的挑战:一方面,当目标距离设备较远时,周围的静态物体以及目标的二次反射等干扰将会增强,这对定位系统的性能造成了严重的影响;另一方面,多个目标可能同时出现在监控区域中,它们的反射混叠在一起,使得多目标的定位更加困难.在本文中,我们提出了mi-Track,这是第一个基于毫米波设备实现设备无依赖的多目标远距离追踪并达到厘米级精度的方法.mi-Track工作在商用毫米波设备上,并且通过提取距离速度谱进行追踪.为了减少静态物体、二次反射等干扰的影响,mi-Track提出了移动目标敏感的粒子滤波算法,来实现单目标远距离高精度的连续追踪.考虑到移动过程中距离和速度的连续性,在追踪过程中我们同时利用了毫米波设备的量测值和上一时刻的预测值来调整粒子,并通过粒子的初始化策略使得系统更关注于移动目标,从而进一步减少了环境干扰的影响.在此基础上,我们依次检测多个目标并通过轨迹融合匹配算法,对属于单个目标的多段轨迹进行合并,实现了多目标的计数和追踪.我们将mi-Track部署到了商用毫米波设备上,并在三个场景中进行实验.实验结果表明,mi-Track的平均定位误差为2.4cm,相比于已有工作,误差降低了82.9%.特别地,当目标和设备的距离超过10m时,mi-Track的平均定位误差为6.0cm,定位精度仍然达到了厘米级别.

**关键词** 无线感知;毫米波;目标追踪;调频连续波;远距离;多目标

**中图分类号** TP391 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2023.01806

## Research on Long-Range Multi-Target Tracking Algorithm with Millimeter-Wave Device

ZHANG Gui-Dong YANG Zheng ZHANG Yi CHI Guo-Xuan MA Qiang MIAO Xin

(School of Software, Tsinghua University, Beijing 100084)

**Abstract** Accurate location awareness stimulates a wide range of applications, e. g., smart homes, virtual reality, and security surveillance. Therefore, wireless locating and tracking algorithm is also one of the key research directions of Internet of Things, and even computing. Compared to vision-based and laser-based methods, wireless localization and tracking methods have been emerging due to less environmental impact and non-invasiveness. Device-free tracking does not need any on-body equipment and exploits the reflected signal from the target for capturing the location of moving targets at different moments. Despite that existing localization systems achieve high and reliable accuracy in near-field scenarios, most are not capable of long-range target acquisition.

收稿日期:2022-01-28;在线发布日期:2023-01-05. 本课题得到国家自然科学基金(61832010,62072272)资助.张桂栋,博士研究生,主要研究方向为无线感知、移动计算. E-mail: zhanggd18@gmail.com. 杨铮(通信作者),博士,副教授,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究方向为物联网、工业互联网、传感与定位、智慧城市、区块链. E-mail: hmilyyz@gmail.com. 张驿,博士研究生,主要研究领域为无线感知、移动计算、人工智能. 迟国轩,博士研究生,主要研究方向为物联网、移动计算. 马强,博士,助理研究员,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究方向为传感网、移动计算. 苗欣,博士,助理研究员,中国计算机学会(CCF)会员,主要研究方向为物联网、移动计算、RFID.

Specifically, they do not meet the requirement of most industrial applications with a working range of more than ten meters and centimeter-level localization accuracy, such as traveling crane control, mechanical arm system, and train communication network design. Compared to close-range localization, long-range localization faces two main unresolved challenges which need to be addressed in the literature. On one hand, the sensing environment will be more complex within a longer range. As the target is away from the sensor, reflections from static objects at similar distances and secondary reflections from the target become comparable to the target's direct reflection, which might deteriorate localization accuracy sharply. On the other hand, multiple targets can be in the monitoring area simultaneously. Their reflections will superimpose at the sensor, making the localization of multiple targets harder. In this paper, we propose mi-Track, the first method that passively tracks multiple targets in a long range with centimeter-level accuracy and outperforms the state of the arts. mi-Track works on commercial mmWave devices that transmit and receive frequency-modulated continuous wave signals, and utilizes the extracted normalized range-velocity spectrum for tracking. In order to relieve the interference of static reflection, secondary reflection, or random noises, mi-Track proposes an advanced particle filter sensitive to moving targets algorithm that is capable of achieving long-range single-target tracking with satisfying accuracy. Specifically, only when the target is detected to be moving will we initialize the particles. Then initial distributions of particles will concentrate more on the moving target rather than static surroundings. Considering the continuity of moving velocity and distance change, we utilize both the predicted value from last moments and the observed value of normalized range-velocity spectrum to adjust particles during the tracking process, which further reduces environmental disturbances and minimizes localization error. Then we detect the multiple targets in turn and propose a trajectory merging and matching algorithm, which accomplishes multi-target counting and tracking. In addition, we merge the traces which belong to one target but are divided into several segments due to specular reflection and obstruction between various targets. We conduct extensive experiments in three typical environments and implement mi-Track on COTS mmWave devices. Experimental results show that mi-Track achieves a median localization accuracy of 2.4 cm. In particular, when the distance between the target and device exceeds 10 meters, mi-Track has a median localization accuracy of 6.0 cm, which is capable to achieve centimeter-level localization accuracy.

**Keywords** wireless sensing; millimeter-wave; target tracking; frequency-modulated continuous wave; long-range; multiple-target

## 1 引言

目前,基于不同设备、不同信号特征的各种定位技术发展迅速,相关应用也越来越广泛,这其中包括智能家居、虚拟现实以及安全监控。近些年来,研究者们尝试利用射频(Radio Frequency, RF)信号实现目标定位与追踪,追踪精度由米级别提升到厘米级别甚至毫米级别<sup>[1-6]</sup>。然而,这些工作都需要目标携带特定的硬件设备,比如射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)标签以及移动终端,这限制了

它们的实用性和普遍性。作为一种替代方案,设备无依赖的定位目前正在发展起来。其不需要目标携带特定的设备,而是利用目标反射的无线信号进行定位。由于商用 Wi-Fi 设备的广泛部署,基于 Wi-Fi 的定位受到了研究者的关注<sup>[7-11]</sup>。研究者们还设计工作在通用软件无线电外设(Universal Software Radio Peripheral, USRP)上的系统,可以实现更细粒度的定位<sup>[12-13]</sup>。与传统的基于视频的定位方法相比,基于射频信号的定位方案克服了光照条件以及覆盖范围的限制,并且能够更好地保护用户的隐私。

尽管已有的定位工作能够在近距离的范围内实

现准确的定位,然而,大部分的工作在远距离的情况下,系统的性能将会显著下降.具体而言,它们不能满足很多工业应用的要求,包括行车控制系统<sup>[14]</sup>、机械臂系统<sup>[15]</sup>以及列车通信网络系统<sup>[16]</sup>.这些应用要求系统的工作范围超过 10 m,定位精度达到厘米级别.如图 1 所示,远距离追踪的困难主要由两个技术挑战导致.一方面,在远距离的情况下,周围的环境情况将会更加复杂.当目标在较近的范围内时,目标自身的反射较强,环境干扰对目标定位的影响较小.然而,当目标距离设备较远时,周围的静态物体以及目标的二次反射等干扰将会增强,这严重影响了定位系统的性能.另一方面,多个目标可能同时出现在监控区域中.它们的反射将混叠在一起,使得多目标的定位更加困难.

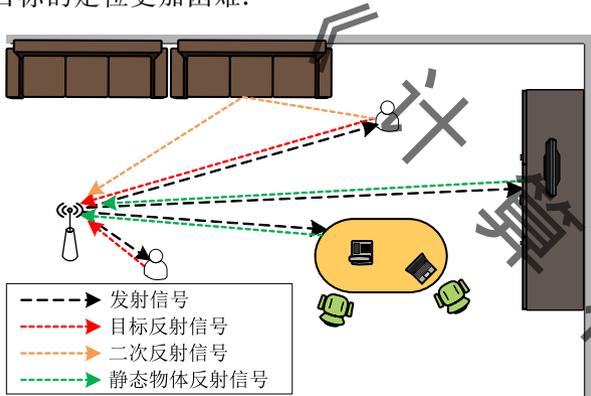


图 1 远距离追踪的挑战(包括静态目标的干扰、二次反射干扰以及多目标的反射)

图 2 展示了目前最新的设备无依赖的定位和追踪系统的性能.基于 Wi-Fi 和 USRP 的系统尽管能够达到分米级别的追踪精度,但还是远没有达到工业应用的要求.此外,受限于 Wi-Fi 设备的带宽和天线数量,除了极少数的工作(比如 mD-Track<sup>[10]</sup>),大部分基于 Wi-Fi 的定位系统都只能追踪单个目标.基于声音信号的系统 LLAP(Low-Latency Acoustic Phase)<sup>[17]</sup>的工作距离也受到限制.这主要是由于智能设备的扬声器发出的声音信号幅度较低,导致接收信号的信噪比也比较低,声音信号容易受到外界噪声的干扰.相比于上述设备,毫米波设备能够提供更高的时间和空间分辨率.在已有基于毫米波的测距工作中,以 PDA<sup>[18]</sup>为代表的工作,主要通过反射信号的频率进行更加精准的估计,以得到更为准确的距离信息.而以 GPR<sup>[19]</sup>为代表的工作,则基于经典的 MUSIC 算法,计算空间热力图,并通过设计高斯回归处理模型以补偿系统偏差,对目标进行定位.已有的工作分别通过提升频率分辨率和空间分

辨率以得到更加准确的定位结果,然而在目标的距离增大时,这些系统较难抵御环境中静态目标以及二次反射的干扰,并且接收信号信噪比的下降也会使得系统的性能有所降低.此外, mTrack<sup>[20]</sup>、mmTrack<sup>[21]</sup>和 HTDTC<sup>[22]</sup>等工作,通常能够在近距离的范围内实现对目标的振动、位移的感知,然而在远距离的情况下也不能很好的工作.

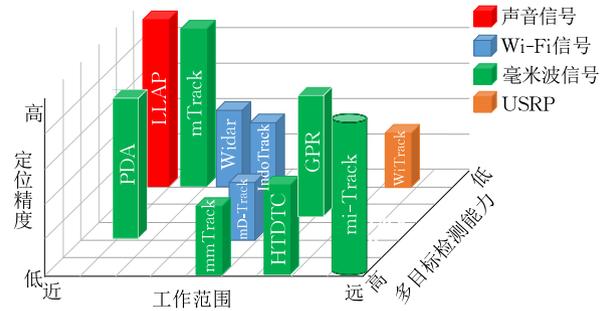


图 2 已有工作对比

在本文中,我们提出了 mi-Track,这是第一个基于毫米波设备实现设备无依赖的多目标远距离追踪并达到厘米精度的工作,其性能超过现有的工作. mi-Track 工作在商用毫米波设备上,该设备可以发射并接收调频连续波(Frequency-Modulated Continuous Wave, FMCW)信号,并且通过提取距离速度谱(Range-Velocity Spectrum, RVS)进行追踪. mi-Track 的首个关键部分是我们提出的移动目标敏感的粒子滤波器,该算法能够实现远距离的单一目标追踪,并能够达到理想的精度.已有的部分基于粒子滤波进行定位的工作<sup>[23-24]</sup>需要将监控区域的环境部署情况作为先验信息,输入到定位追踪系统中.与已有工作不同,本系统只通过毫米波设备提供的信息,对移动目标进行追踪.粒子的初始化过程中,为了使得初始粒子的分布更多地集中于移动目标,减少静态物体对于目标追踪的干扰,我们在检测到目标开始移动之后,再对粒子的分布进行初始化.在目标追踪的过程中,我们构建了毫米波设备的量测值与粒子权重之间的关系,并考虑到移动过程中距离和速度的连续性,结合毫米波设备的量测值与目标的连续运动状态之间的联系来对粒子进行调整,相比于现有方案进一步减少了环境干扰的影响,并减小了定位误差.在此基础上, mi-Track 实现了多目标的检测与追踪. mi-Track 通过提取 RVS 中的非零分量来检测是否有新的目标存在,并依次对每个新目标进行追踪.此外,我们提出了轨迹融合匹配算法,对属于单个目标的多段轨迹进行合并,相比于现有工作,显著地减少了镜面反射对目标追踪带

来的误差. 我们还利用设备上的线性天线阵列, 通过计算目标的信号波达角 (Angle of Arrival, AoA), 得到目标的二维位置. 最后, 我们在一个室内场景和两个室外场景中进行了实验, 以评估 mi-Track 的性能. 我们将 mi-Track 部署在了商用毫米波设备 IWR1443BOOST 和 DCA1000EVM 上, 毫米波设备可以产生频率范围为 77 GHz 到 81 GHz 的 FMCW 信号. 实验结果表明, 在各种实验环境下, mi-Track 的平均定位误差为 2.4 cm, 90 百分位精度为 8.0 cm, 其性能优于传统的基于毫米波设备的追踪方案 MA<sup>[25-26]</sup> 和目前最新的工作 HTDTC<sup>[22]</sup>. 特别地, 当目标和设备之间的距离超过 10m 时, mi-Track 的平均定位误差为 6.0 cm, 定位精度仍然能够达到厘米级别. 此外, mi-Track 可以同时检测和追踪多个移动目标. 双目标和三目标情况下的平均定位误差分别是 2.9 cm 和 3.9 cm.

总体而言, 我们的主要贡献如下:

(1) 据我们所知, mi-Track 是第一个基于毫米波设备实现设备无依赖的多目标远距离追踪并达到厘米精度的工作. 基于新颖的运动状态估计模型, 我们提出了移动目标敏感的粒子滤波器, 能够实现远距离单目标追踪.

(2) 在多目标的情况下, mi-Track 依次检测各目标并采用轨迹融合匹配算法, 实现了多目标的检测和追踪; 该方法同样能够应用到其它模态的信号中, 从而提升多目标追踪的性能.

(3) 我们将 mi-Track 部署到了商用的毫米波设备上, 通过多场景、大规模的实验验证在远距离以及多目标情况下的有效性. 实验结果显示 mi-Track 的平均定位误差为 2.4 cm, 相比于已有工作, 定位误差降低了 82.9%, 从而进一步扩展了毫米波雷达的应用范围.

本文第 2 节介绍本文的相关工作; 第 3 节介绍预备知识, 包括 FMCW 信号以及 RVS 的获取; 第 4 节介绍系统设计; 第 5 节介绍实验结果和性能评估; 第 6 节对本文研究内容进行总结.

## 2 相关工作

在本节中, 我们首先介绍了常见的基于雷达信号的目标检测与定位的常见技术方案, 然后对目前基于无线设备的目标定位工作进行了整理与分析.

**基于雷达信号的目标检测与定位.** 目前, 已经有部分工作在目标聚类、航迹融合、杂波消除等雷达

信号处理领域展开了研究与探索. 目标聚类的相关工作<sup>[27-28]</sup>大都对待测区域内目标的点云进行检测, 然后使用 DBSCAN 以及 OPTICS 等聚类方法对属于同一目标的点云进行聚类, 从而实现目标位置信息的检测. 然而, 基于聚类的方案受实验环境影响较大, 并且在信号噪声较大时, 聚类的效果将有所下降. 而本工作采用对移动目标逐个检测并追踪的方案, 并通过新提出的轨迹融合匹配算法对目标检测的结果进行修正, 能够有效地避免直接使用聚类算法带来的误差. 在航迹融合的工作中, 文献<sup>[29-30]</sup>通过多模态信号以及分布式部署的多设备信号, 对目标进行检测, 并对属于同一目标的多组检测结果进行融合, 提高目标的检测性能; 文献<sup>[31-32]</sup>通过分析多个运动目标之间的时空关系, 搭建深度神经网络, 对目标的未来运动轨迹进行预测, 以搭建智能交通分析系统. 本工作中, 我们仅使用单台毫米波设备对移动目标进行追踪, 在追踪过程中认为不同移动目标之间的运动相互独立, 分别对各个目标进行追踪. 在杂波滤除的工作中, 已有文献<sup>[7, 22]</sup>使用直接滤波的方法, 滤除信号中的直流噪声以及高频噪声; 此外, 目前广泛使用的扩展相消算法 (Extensive Cancellation Algorithm, ECA)<sup>[33]</sup>, 通过计算接收信号在参考信号空间的投影分量, 实现杂波的抑制. 然而, 直接滤波的方法需要预先了解杂波以及有效信号的频率范围, 且滤波过程容易对有效信号产生影响; 而 ECA 等算法通常具有较大的计算量以及运算存储空间开销. 本工作中, 我们通过移动目标敏感的粒子滤波算法, 通过设计粒子初始化的方案, 结合粒子运动的连续性以及设备的量测值, 最大限度地减少环境中存在的杂波干扰对目标追踪的影响; 并且我们通过排除持续时间过短的轨迹, 减少了目标二次反射带来的影响.

**基于无线设备的目标定位.** 目前, 基于无线设备的目标定位工作, 受到了研究者的广泛关注. 与基于红外、视频等感知技术相比, 基于无线信号的感知不需要良好的光照条件, 对遮挡物要求不敏感, 发展前景广阔. 在基于无线信号的定位工作中, 部分工作不需要目标携带特定设备, 就可实现目标定位. 已有的许多工作使用商用 Wi-Fi 设备, 通过分析更细粒度的信道状态信息 (Channel State Information, CSI), 实现目标追踪. 这些工作通常需要提取各种信道参数进行追踪, 包括波达角<sup>[34]</sup>、飞行时间<sup>[12, 35]</sup>以及多普勒频偏<sup>[8]</sup>. 部分工作同时估计和利用多个信道参数以提高定位效果<sup>[7, 9-11]</sup>. Wi-Drone<sup>[36]</sup>利用

多径信息,实现了对于无人机的三维旋转以及三维位移的六自由度追踪系统.然而,由于带宽和天线数量的限制,基于 Wi-Fi 的定位通常只能达到分米级别的精度,其中的大部分工作也不能同时追踪多个目标.除了基于 Wi-Fi 的方案,LLAP<sup>[17]</sup>提取了声音信号中各频率分量的相位,实现了设备无依赖的移动距离测量.然而智能设备发出的声音信号幅度有限,信号信噪比较低,使得测距范围受到很大的限制.

目前,毫米波传感器也正受到大家的关注,基于毫米波设备的定位工作也逐步发展起来.毫米波设备正在被应用到汽车领域以及各种工业场景当中.基于毫米波信号的定位工作,主要从提升频率分辨率和空间分辨率两个方面来达到更好的定位效果.PDA<sup>[18]</sup>设置了不同的正弦函数作为频率估计的核函数,并通过计算各个核函数与接收信号的互相关函数,以得到更加准确的频率估计结果,从而对目标实现更加准确的测距.GPR<sup>[19]</sup>基于 MUSIC 算法计算监控区域的热力图,并通过预先采集的数据训练高斯回归处理模型,以得到更加准确的目标定位结果.mmTrack<sup>[21]</sup>设计了最小方差无失真响应的波束成形方案,提高了空间分辨率,并实现了基于  $k$ -means 聚类的多目标检测.HTDTC<sup>[22]</sup>设计了一种新颖的多普勒补偿 AoA 估计算法,提升了人员检测和追踪的精度.受限于波束成形的分辨率,上述系统的工作范围通常也在几米左右,定位精度通常也在分米级别.此外,mTrack<sup>[20]</sup>设计了双重作差背景去除算法来消除背景噪声,减少定位误差.milliLoc<sup>[37]</sup>提出了频谱峰值重构算法,通过更加准确的频率估计方案,实现了高精度的目标定位.然而上述方案需要较高的信噪比要求,有效监控范围通常在几米左右.与上述方案相比,本文借助商用毫米波设备,结合运动的连续性与设备的量测值,减少环境中静态目标与二次反射的影响,在接收信号的幅度降低的情况下实现了远距离的高精度目标定位.

## 3 研究基础

### 3.1 FMCW 信号

在 FMCW 信号中,信号的频率随着时间的变化呈线性增长<sup>[26]</sup>.通常一段完整的 FMCW 信号由若干个 FMCW 脉冲信号构成<sup>[38]</sup>,2 个典型的 FMCW 脉冲信号如图 3 所示,发射信号可表示为

$$T_x(t) = \cos\left(2\pi\left(f_0 + \frac{kt}{2}\right)t\right) \quad (1)$$

其中  $k = \frac{B}{T}$  是脉冲信号的调频斜率,  $f_0$  是起始频率,  $B$  是信号带宽,  $T$  是脉冲宽度.

发射信号由毫米波设备发出,并在受到目标的反射之后被设备捕捉.接收信号可表示为

$$R_x(t) = T_x\left(t - \frac{2d}{c}\right) \quad (2)$$

其中  $c$  是光的传播速度,  $d$  是设备与目标之间的距离.

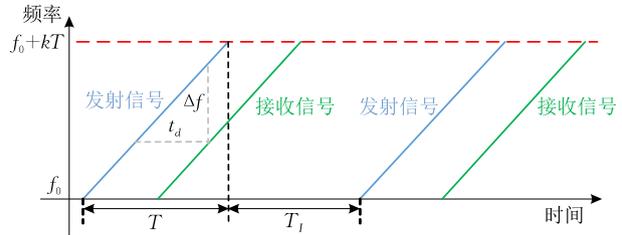


图 3 FMCW 脉冲信号

考虑到目标与设备之间可能会存在相对的运动,则距离  $d$  随着时间发生变化.设目标以匀速  $v$  相对设备发生径向运动,  $d_0$  为  $t=0$ , 即该 FMCW 脉冲开始时设备与目标之间的距离,则  $t$  时刻目标与设备之间的距离  $d$  可以写成  $d = d_0 + vt$ .考虑到目标的运动速度  $v$  通常远小于光的传播速度  $c$ , 式(2)可以进一步写成

$$R_x(t) = T_x\left(t - \frac{2(d_0 + vt)}{c}\right) \quad (3)$$

毫米波设备同时发出并接收 FMCW 脉冲信号,然后将发射和接收信号输入到混频器中,并对混频器的输出信号进行低通滤波.滤波之后的脉冲信号可表示为

$$F_x(t) = \cos\left(\frac{4\pi v}{c}(f_0 + kt)t + \frac{4\pi kd_0}{c}t + \varphi_0\right) \quad (4)$$

其中  $\varphi_0$  是初始相位.

由于目标的运动速度  $v$  通常远小于光的传播速度  $c$ , 即  $\frac{v}{c} \approx 0$ , 式(4)中右端余弦信号的第一项通常可以忽略,因此式(4)可以化简为

$$F_x(t) = \cos\left(\frac{4\pi kd_0}{c}t + \varphi_0\right) \quad (5)$$

从式(5)中可以看出,低通滤波器输出的脉冲信号  $F_x(t)$  的频率与该脉冲开始时设备到目标的距离  $d_0$  成正比关系.

本系统中,脉冲宽度  $T$  设置为  $54 \mu\text{s}$ , 脉冲间间隔  $T_i$  设置为  $60 \mu\text{s}$ .由于实验中,目标和毫米波设备的距离通常在几十米的范围内,因此目标回波的延迟时间  $\frac{2d}{c}$  在纳秒级别,远小于相邻脉冲之间的间隔,所以接收脉冲和发射脉冲之间的对应关系不会

发生混乱. 在第 3.2 节中, 我们将介绍获取目标的距离和移动速度的方法.

### 3.2 距离速度谱

实际上, 毫米波设备以脉冲帧的形式采集并处理数据. 如图 4 所示, 每个脉冲帧包含有  $M$  个脉冲. 假设每个脉冲包含  $N$  个采样点, 那么每个脉冲帧包含的数据可以排列成一个  $M$  行  $N$  列的矩阵. 借助于每个脉冲帧中的多个脉冲, 我们可以获取目标的径向速度信息. 设两个脉冲的索引分别为  $M_1$  和  $M_2$ , 它们滤波之后的相位差可以表示成

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi v T_c (M_2 - M_1)}{\lambda} \quad (6)$$

其中  $v$  是目标的径向移动速度,  $T_c$  是图 4 所示的调频周期,  $\lambda$  为信号的波长.

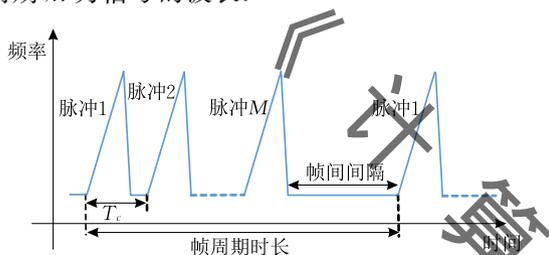


图 4 FMCW 脉冲帧信号

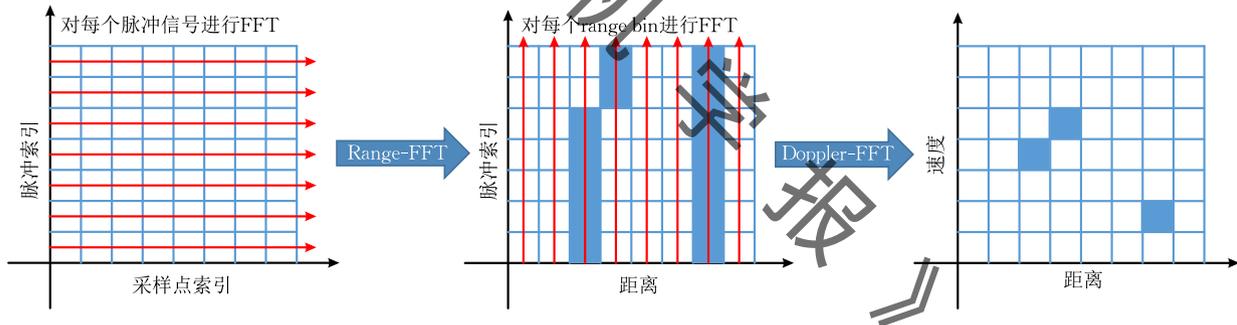


图 5 距离速度谱的计算过程

根据式(7)和式(8), 距离分辨率和信号的带宽成反比关系, 速度分辨率和脉冲帧中脉冲的个数和调频周期有关.

为了避免采样导致的距离测量的模糊性, 毫米波设备的最大测距范围可表示为

$$d_{\max} = \frac{cN}{2B} = \frac{F_s c}{2k} \quad (9)$$

其中  $k$  为脉冲信号的调频斜率,  $F_s$  是对于脉冲信号的采样率.

在式(6)中, 为了避免速度测量的模糊性, 相邻脉冲的相位差需要满足  $|\Delta\varphi| < \pi$ , 由此可以得到毫米波的最大测速范围

$$v_{\max} = \frac{\lambda}{4T_c} \quad (10)$$

我们可以通过对每一个脉冲帧数据进行两次快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)得到目标的距离和速度信息<sup>[25-26]</sup>. 图 5 展示了相应的计算过程. 第一次 FFT 被称作“距离-FFT(range-FFT)”. 我们对脉冲帧矩阵中的每行数据分别进行 FFT. 在输出的频谱矩阵中, 横轴代表了不同的频率, 纵轴代表了这一帧数据中不同脉冲的索引. 根据第 3.1 节的介绍, 输出信号的频率和设备到目标的距离成正比关系, 所以横轴也代表了不同的距离. 输出的矩阵中, 每个元素都对应着相应的时刻和位置. 如果在某个时刻, 待测目标存在于某个位置, 其对应的矩阵中的元将有更高的幅度. 接下来我们对矩阵中每一列再进行 FFT, 来进一步得到速度信息, 并且生成 RVS. 这一步也被称作“多普勒-FFT(doppler-FFT)”. 如图 5 所示, RVS 中的峰值点意味着有较大的概率存在着目标, 目标的位置和速度可以通过对应的横轴和纵轴的坐标得到. 在 RVS 中, 距离和速度的分辨率为

$$\Delta d = \frac{c}{2B} \quad (7)$$

$$\Delta v = \frac{\lambda}{2MT_c} \quad (8)$$

由于带宽损耗, 实际可用的带宽将小于硬件设备的最大带宽值. 如果没有特别说明, 本实验中的距离分辨率为 4.51 cm, 速度分辨率为 6.17 cm/s, 最大可测量距离为 21.7 m, 最大可测量速度为 7.4 m/s. 系统的帧周期时长为 40 ms, 即帧率为每秒钟 25 帧.

## 4 系统设计

### 4.1 系统概览

在第 3.2 节中, 我们介绍了 RVS. RVS 的峰值点意味着该处的反射信号较为强烈, 存在目标的概率较大. 所以利用 FMCW 信号进行定位, 最为常用的方法是查找 RVS 中幅度最高的点, 从中提取出距离和速度信息<sup>[25-26]</sup>. 图 6 展示了 RVS 的两个例子.

如图 6(a) 所示, 当目标距离毫米波设备较近时, 周围干扰较少, 我们能够通过上面的方法来确定目标的距离和速度. 然而, 如图 6(b) 所示, 当目标距离毫米波设备较远时, 由于静态目标、二次反射的干扰, 多径效应的影响以及多目标信号的混叠, RVS 中幅

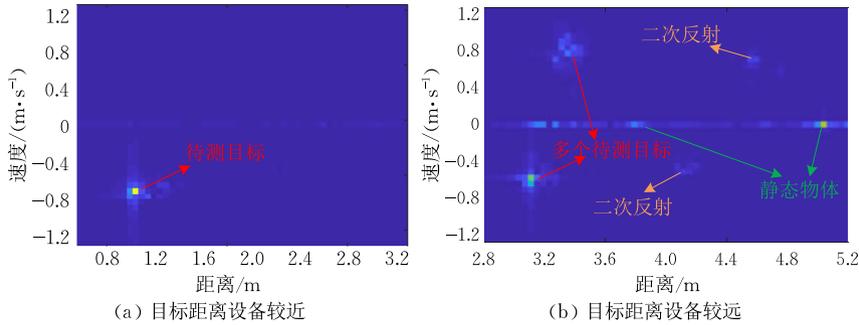


图 6 距离速度谱的两个例子

考虑到由于实验环境和随机噪声的影响, RVS 中的整体的幅度会有所波动, 我们采用归一化的距离速度谱 (Normalized Range-Velocity Spectrum, NRVS) 进行目标追踪. NRVS 的计算方法如下:

$$\text{NRVS}(i, j) = \frac{|\text{RVS}(i, j)|}{\max(|\text{RVS}|)},$$

$$i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

根据式(11), NRVS 中的幅度范围在 0 到 1 之间.

在本文中, 我们提出了 mi-Track, 这是一个基于 FMCW 信号的毫米波设备来实现多目标追踪的系统. 图 7 展示了 mi-Track 的系统工作流程. 毫米波设备发射的 FMCW 信号被待测目标反射, 然后被设备接收. 接收到的信号进行两次 FFT 操作, 然后得到 NRVS. mi-Track 首先根据 NRVS 来检测是否存在移动目标. 由于系统实际部署中环境干扰的复杂性, 很难找到 NRVS 幅度与待测目标出现概率的显式对应关系, 因此对检测到的移动目标, mi-Track 提出了移动目标敏感的粒子滤波算法, 对移动的目标进行追踪. 在追踪过程中, 我们无需了解关于环境部署情况的先验信息, 仅使用毫米波设备提供的信息, 实现对移动目标的追踪. 为了更好地减少环境中静态目标对追踪的干扰, 我们在目标开始移动之后再行粒子的初始化, 使得粒子更加集中于移动目标. 特别地, 在粒子滤波过程中, 我们构建了毫米波设备的量测值与移动目标之间的关系, 并通过融合 NRVS 中的量测值信息和由上一时刻估计的预测值信息, 来得到当前时刻的位置信息, 从而实现单目标的追踪. 由于环境中可能存在多个移动目标, mi-Track 将消除 NRVS 中已检测到的目标信息, 并重复上述操作, 直到所有的移动目标都被检测到. 然

度较高的点不一定完全对应移动的目标. 此外, 在目标运动过程中, 环境中的其它物体可能产生强回波, 使得目标回波被掩盖, 部分时刻目标反射的信号可能没有被毫米波设备接收, 使得毫米波设备无法获得完整的运动轨迹.

后 mi-Track 设计了轨迹融合匹配算法, 以得到多目标的追踪轨迹, 减少环境噪声与镜面反射对追踪带来的影响. 通过计算 AoA, 我们进一步实现了二维情况的定位.

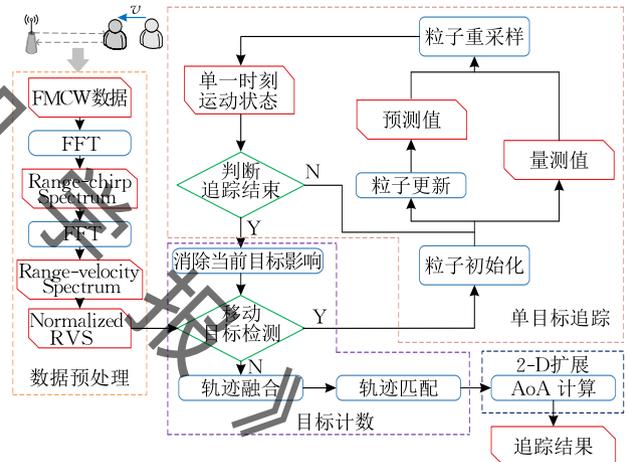


图 7 mi-Track 概览

下面, 我们将介绍 mi-Track 的详细设计. 第 4.2 节将介绍单目标的追踪; 第 4.3 节将介绍多目标的追踪; 第 4.4 节将介绍二维情况的扩展.

## 4.2 单目标追踪

**移动检测.** 首先, mi-Track 检测监控区域内的移动目标. 移动目标检测过程如算法 1 所示. 首先, 我们在 NRVS 矩阵中提取出非零速度分量. 对于每一个脉冲帧, 我们查找非零速度分量中的最大的幅度. 当由连续若干脉冲帧的最大幅度超过预设幅度阈值时, mi-Track 认为存在着待追踪的目标. 实际应用中, 若连续脉冲帧数量的阈值过低, 则容易受到噪声的干扰, 引起系统对于移动目标的误判; 若该阈值过高, 则需要较多的时间进行检测. 我们针对不同

的连续脉冲帧数量,测试了移动目标检测的准确率,结果如图 8 所示.从结果中可以看出,当连续脉冲帧的数量在 1 到 5 之间时,移动目标检测的准确率随着脉冲帧数量的增加而逐渐得到提高;当连续脉冲帧的数量达到 5 之后,移动目标检测的准确率稳定在 98.3%左右.根据实验的结果,我们将连续脉冲帧数量的阈值设置为 5.此外,幅度阈值需要根据环境进行设置.

### 算法 1. 移动目标检测算法.

输入:  $F\{i\}, i=1,2,\dots,P$ ,所有帧的 NRVS 的非零速度分量共  $P$  帧;

$AMP_{th}$ ,判断移动目标是否存在的幅度阈值;

$DUR_{th}$ ,判断移动目标是否存在的时长阈值

输出:  $dr$ ,目标检测结果

$dr=False$

FOR  $i=1$  to  $P$

对于当前的 NRVS 非零速度分量  $F\{i\}$ ,提取幅度的最大值为  $nrvs\_max[i]$

END FOR

FOR  $i=1$  to  $P-DUR_{th}+1$

$detection\_flag=1$

FOR  $j=0$  to  $DUR_{th}-1$

IF  $nrvs\_max[i+j]<AMP_{th}$

$detection\_flag=0$

BREAK

END IF

END FOR

IF  $detection\_flag==1$

$dr=True$

BREAK

END IF

END FOR

RETURN  $dr$

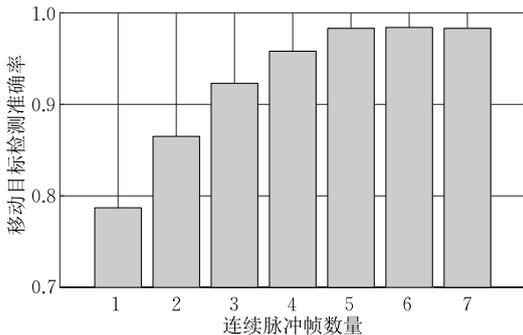


图 8 脉冲帧数量对移动目标检测准确率的影响

当检测到移动目标后,mi-Track 通过移动目标敏感的粒子滤波算法完成目标的追踪.粒子滤波本质上属于递归滤波,通过一组具有权重的随机样本

(称为粒子)来表示各种状态发生的概率,从而从噪声较大或者不完整的观测序列中,估计出系统的整体状态.我们结合目标运动状态的变化,以及毫米波设备观测得到的信息,设计了移动目标敏感的粒子滤波算法,实现对运动目标的追踪.

**粒子初始化.**我们将粒子的集合表示为  $X = \{X_1, X_2, X_3, \dots, X_Q\}$ ,其中  $Q$  是粒子的数量.每个粒子的状态表示为  $X_i = \langle d_i, v_i \rangle$ ,其中  $d_i$  是当前目标和设备之间的距离,  $v_i$  是目标当前的径向速度.在追踪目标之前,我们需要确定粒子的初始状态.先前的工作通常在监控时段的开始就进行粒子的初始化<sup>[39]</sup>.然而由于目标通常在监控时段的开始是静止的,这种初始化方法不能有效地区分目标和环境中的其它静态物体.为了更好地减少静态物体对于目标追踪的干扰,我们在检测到目标开始移动之后,再进行粒子初始化.如第 3.2 节介绍,每一个 NRVS 矩阵都有  $N$  列距离分量和  $M$  行速度分量.我们将矩阵中每个元素的权重进行如下定义:

$$\omega_{ini} = \begin{cases} \omega_{ini\_dis} \cdot \omega_{ini\_obs}, & velocity \neq 0 \\ 0, & velocity = 0 \end{cases} \quad (12)$$

由于目标在当前时刻已经开始移动,我们将矩阵中零速度分量的权重设置为 0,以减少静态物体的干扰.  $\omega_{ini\_dis}$  和  $\omega_{ini\_obs}$  被定义为

$$\omega_{ini\_dis} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ini\_dis}} e^{-\frac{d_{dis}^2}{2\sigma_{ini\_dis}^2}} \quad (13)$$

$$\omega_{ini\_obs} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ini\_obs}} e^{-\frac{d_{obs}^2}{2\sigma_{ini\_obs}^2}} \quad (14)$$

其中  $d_{dis}$  是当前元素和幅度最大值的元素的欧氏距离,而  $d_{obs} = \ln(nrvs)$ ,其中  $nrvs$  是当前元素所对应的归一化的幅度.也就是说,  $d_{obs}$  是当前元素所对应的归一化幅度的对数.  $\sigma_{ini\_dis}$  和  $\sigma_{ini\_obs}$  为预先设定的距离初始化参数和幅度初始化参数,在本系统中分别设置为 2 和 0.3.根据式(13)和(14),矩阵中归一化幅度更高的元素以及距离最大值较近的元素将会有更高的权重.

为了方便计算,我们将 NRVS 从  $M \times N$  的矩阵重新排列为  $MN \times 1$  的向量,并且第  $i$  个元素的权重表示为  $\omega_{ini}^{(i)}$ .我们按照如下操作进行粒子初始化.

(1) 将 NRVS 中各元素的权重归一化为  $\overline{\omega_{ini}^{(i)}} =$

$$\frac{\omega_{ini}^{(i)}}{\sum_{j=1}^{MN} \omega_{ini}^{(j)}}.$$

(2) 随机生成一个范围为  $[0,1)$  的数  $u$ ,寻找满

足条件的整数索引  $s: \sum_{j=1}^s \overline{\omega_{\text{ini}}^{(j)}} \leq u < \sum_{j=1}^{s+1} \overline{\omega_{\text{ini}}^{(j)}}$ .

(3) 根据正整数索引  $s$ , 在 NRVS 中找到相应的距离范围和速度范围.

(4) 在相应的距离范围和速度范围中随机选择初始的距离和速度值, 分别表示为  $d$  和  $v$ .

(5) 重复步骤(2)~(4)直到所有的  $Q$  个粒子都被初始化完毕.

根据上述粒子初始化的方法, 粒子落到权重更高的元素的概率将会更大. 在第 5.2 节中, 我们将比较不同的初始化时间对追踪精度的影响.

**粒子更新.** 如图 9(a) 所示, 在时刻  $t$ , 第  $i$  个粒子状态的更新方程为

$$\begin{aligned} d_i^t &= d_i^{t-1} + v_i^{t-1} \cdot t_p + \delta_d, \\ v_i^t &= v_i^{t-1} + \delta_v. \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $t_p$  是脉冲帧的周期. 考虑到在追踪过程中会有一些波动以及随机噪声, 我们在更新过程中添加了高斯噪声  $\delta_d$  和  $\delta_v$ .

**粒子权重计算.** 初始状态下, 各粒子的权重是相同的. 当粒子更新到新的状态以后, 我们根据 NRVS 更新粒子的权重:

$$\omega_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d_i^2}{2\sigma^2}} \quad (16)$$

其中  $d_i = \ln(nrvs_i)$ ,  $nrvs_i$  代表第  $i$  个粒子所处位置对应的归一化的幅度. 也就是说,  $d_i$  是第  $i$  个粒子所对应的归一化幅度的对数.  $\sigma$  为预先设定的权重计算参数, 在本系统中设置为 0.15. 如图 9(b) 所示, 位于较高幅度的位置的粒子将得到更高的权重.

**粒子重采样.** 在计算得到新的权重以后, 我们通过多项式重采样算法<sup>[40]</sup>进行粒子重采样, 步骤如下:

$$(1) \text{ 将粒子的权重归一化为 } \overline{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^Q \omega_j}.$$

(2) 随机生成一个范围为  $[0, 1)$  的数  $u$ , 寻找满足条件的整数索引  $s: \sum_{j=1}^s \overline{\omega}_j \leq u < \sum_{j=1}^{s+1} \overline{\omega}_j$ .

$$(3) \text{ 生成一个新的粒子, 状态为 } X_s = \langle d_s, v_s \rangle.$$

(4) 重复步骤(2)~(3)直到所有的  $Q$  个粒子都生成完毕.

重采样过程如图 9(c) 所示. 按照上述采样规则, 权重较高的粒子更容易保留下来, 权重较低的粒子则被抛弃.

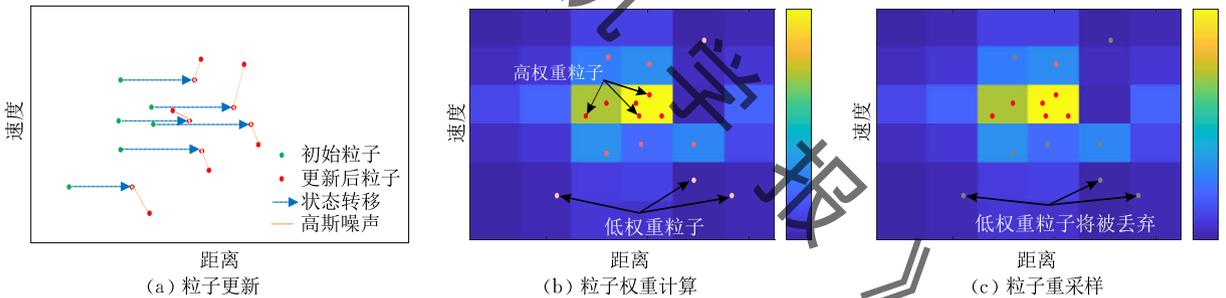


图 9 粒子迭代过程

**确定目标轨迹.** 在得到粒子在所有时刻的状态以后, 我们确定移动目标的整条轨迹. 我们首先计算在所有  $P$  个脉冲帧中各粒子的整体权重:  $W_i = \prod_{t=1}^P \omega_i^t$ . 然后, 我们选择权重较高的部分粒子, 取它们各时刻距离和速度的平均值作为移动目标的轨迹.

与传统的选择 RVS 中最大值点的方法相比较, 我们的算法充分利用了量测值中的距离的连续性, 最大程度地减少静态反射、二次干扰、多径干扰、目标回波掩盖以及随机噪声的影响.

#### 4.3 多目标追踪

如第 4.1 节中所述, 监控区域中可能同时存在着多个目标. mi-Track 逐个检测每个移动目标的运动轨迹. 特别地, 在得到一个目标的移动轨迹之后,

我们设计了 NRVS 重构算法, 将该目标在 NRVS 中的影响消除. 如算法 2, 我们根据检测到的目标的位置和径向速度, 在 NRVS 中查找每一帧所对应的位置. 通过实验发现, 移动目标在 NRVS 中所对应的位置及其周围, 都会有相对较高的幅度. 因此, 为了更好地消除已检测到的目标的影响, 我们设置重构范围阈值  $SCO_{th}$ , 将所对应的位置以及其周围阈值范围内的点在 NRVS 中的幅度设置为 0, 以防止该目标被系统再次检测到. 我们根据实验观察结果, 将重构范围阈值  $SCO_{th}$  设置为 3. 然后, 我们再次进行移动目标的检测. 如果依然有新的移动目标存在, 我们将再次应用第 4.2 节中介绍的方法对其进行追踪. 上述过程迭代进行, 直到所有的移动目标都被检测到并追踪完毕.

**算法 2.** NRVS 重构算法.

输入:  $F_{old}\{i\}, i=1,2,\dots,P$ , 重构前所有帧的 NRVS,  
共  $P$  帧;

$t[j], j=1,2,\dots,P$ , 检测到的移动目标在各帧的  
位置, 共  $P$  帧;

$SCO_{th}$ , NRVS 重构的范围阈值

输出:  $F_{new}\{i\}, i=1,2,\dots,P$ , 重构后所有帧的 NRVS,  
共  $P$  帧

$F_{new}=F_{old}$

FOR  $i=1$  to  $P$

根据当前帧目标的位置  $t[i]$  和速度  $v[i]$ , 在 NRVS  
中确定对应的坐标  $[n_{loc}, n_{vel}]$

FOR  $j=n_{loc}-SCO_{th}$  to  $n_{loc}+SCO_{th}$

FOR  $k=n_{vel}-SCO_{th}$  to  $n_{vel}+SCO_{th}$

$F_{new}\{i\}[j,k]=0$

END FOR

END FOR

END FOR

RETURN  $F_{new}$

有时信号的二次反射也会导致在 NRVS 中出现较高的幅度. 然而, 二次反射相比于一次反射, 持续时间通常较短. 在实验中我们观察到, 由于二次反射导致的误判轨迹, 持续时间小于 0.5 s, 而目标的一次反射的持续时间远大于 0.5 s. 因此, 我们排除掉持续时间小于 0.5 s 的轨迹, 以减少二次反射的影响.

有时候, 待测目标会对射频信号产生镜面反射, 使得毫米波设备捕获的反射信号强度较低, 甚至捕获不到反射信号. 具体来说, 待测目标会对入射的射频信号起着类似于镜子的作用, 使得大部分能量在与入射角对称的方向上反射, 只有入射角较小的信号容易反射到雷达上<sup>[41]</sup>. 这样, 在部分时刻, 待测目标的反射信号可能较弱. 此外, 有的情况下, 目标的反射信号会被其它物体遮挡. 如图 10(a) 所示, 上述情况容易使得单个目标的轨迹被分割成多个部分. 为了解决这个问题, 我们提出了轨迹融合匹配算法. 具体的融合过程如算法 3 所示. 首先, 我们分别计算每一条轨迹对应目标移动的开始时间、结束时间、起始速度、终止速度、起始位置和终止位置. 然后, 我们分别将每条轨迹的上述参数进行对比. 如果其中某一条轨迹的结束时间、结束位置、结束速度与另一条轨迹的起始时间、起始位置、起始速度的偏差在允许的范围, 我们则认为这是属于同一目标的相邻轨迹, 并将前一条轨迹的结束部分与第二条轨迹的起始部分进行拼接, 使其合并为一条轨迹. 具体的过程如图 10(b) 所示. 我们对所有的轨迹组合依次进行

上述判断, 并对符合上述条件的轨迹进行融合. 通过上述的算法, mi-Track 进一步减小了目标的镜面反射以及多目标的相互干扰对目标追踪的影响, 提升了目标计数的准确率.

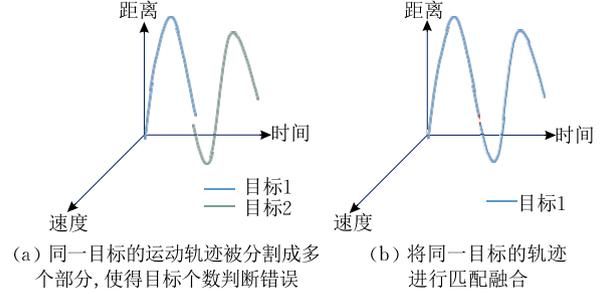


图 10

**算法 3.** 轨迹融合匹配算法.

输入:  $T\{i\}, i=1,2,\dots,R$ , 系统通过粒子滤波算法检测的  $R$  条轨迹;

$TIME_{th}$ , 判断轨迹是否进行融合的时间阈值;

$LOC_{th}$ , 判断轨迹是否进行融合的位置阈值;

$SPEED_{th}$ , 判断轨迹是否进行融合的速度阈值

输出:  $NT$ , 融合后的轨迹信息

FOR  $i=1$  to  $R$

对于当前轨迹  $T\{i\}$ , 提取轨迹起始位置为  $start\_loc[i]$ ,  
终止位置为  $end\_loc[i]$ , 起始速度为  $start\_speed[i]$ ,  
终止速度为  $end\_speed[i]$ , 开始时间为  $start\_time[i]$ ,  
结束时间为  $end\_time[i]$

END FOR

根据  $start\_time$  对轨迹:  $T\{i\}, i=1,2,\dots,R$  进行排序  
初始化  $NT$

FOR  $i=1$  to  $R$

$trace\_select[i]=0$

END FOR

FOR  $i=1$  to  $R$

IF  $trace\_select[i]=0$

FOR  $j=i+1$  to  $R$

IF  $trace\_select[j]=0$

IF  $abs(end\_loc[i]-start\_loc[j]) < LOC_{th}$   
and  $abs(end\_speed[i]-start\_speed[j]) < SPEED_{th}$   
and  $abs(end\_time[i]-start\_time[j]) < TIME_{th}$

将轨迹  $T\{i\}$  的结束部分与轨迹  $T\{j\}$  的起  
始部分进行拼接, 从而实现轨迹融合

$trace\_select[i]=1$

END IF

END IF

END FOR

END IF

END FOR

RETURN  $NT$

#### 4.4 二维情况扩展

第 4.2 节和第 4.3 节主要实现了一维的轨迹追踪. 为了实现二维的定位, mi-Track 利用毫米波设备的线性天线阵列进一步测量了 AoA<sup>[42]</sup>. 图 11 展示了 4 根天线组成的线性天线阵列, 天线之间的间距为  $d$ . 相邻天线的相位差可以表示成:

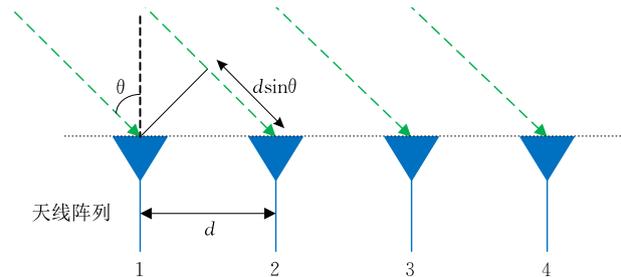


图 11 利用线性天线阵列计算 AoA

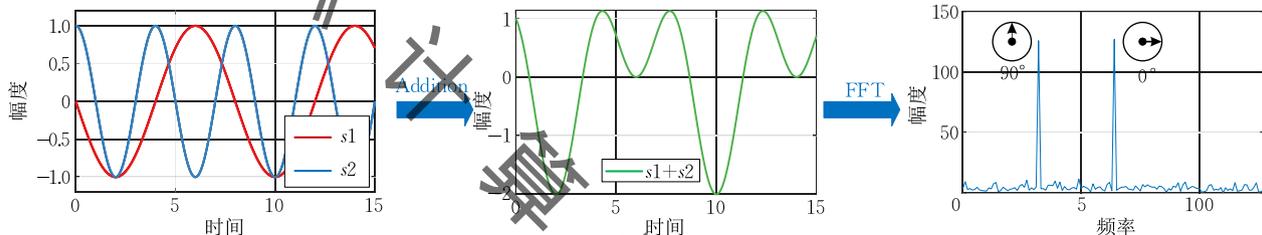


图 12 利用 FFT 提取各频率分量的初始相位

我们的二维追踪算法如下所述. 如果每个目标与毫米波设备的距离各不相同, 我们按照第 3.2 节的方法, 使用 range-FFT 的结果计算 AoA. 对于每根接收天线, 我们能够得到目标个数以及各目标的轨迹估计结果. 我们对各天线上属于同一目标的轨迹进行匹配. 在各天线的 range-FFT 的结果中, 我们判断各目标对应的信号峰值点, 并读取峰值点的相位, 得到各天线接收信号的初始相位. 然后, 我们利用式(17)计算 AoA, 最终得到包含有距离和 AoA 信息的二维追踪结果.

然而, 如果多个目标同时位于以毫米波设备为中心的圆上, 在 range-FFT 的结果中, 这些目标的对应的信号峰值将混叠在一起, 我们无法直接从中提取出各目标对应的信号初始相位. 幸运的是, 我们可以利用 doppler-FFT 的结果(也就是 RVS)来区分这些目标. 考虑到各目标的径向速度通常并不相同, 我们可以进一步利用各天线的 RVS 计算各目标的 AoA. 我们在 RVS 中判断各目标对应的信号峰值点, 将信号峰值点的相位作为接收信号的初始相位. 同样的, 我们利用式(17)来计算 AoA.

通过从 range-FFT 和 doppler-FFT 中提取天线的初始相位, 我们进一步减少了周围环境的干扰对 AoA 测量的影响, 包括多径反射、静态干扰和随

$$\Phi = \frac{2\pi d \sin\theta}{\lambda} \quad (17)$$

其中  $\theta$  是接收信号的 AoA,  $\lambda$  代表信号的波长. 我们可以通过测量不同天线的相位差来计算 AoA.

然而, 实际测量中, 由于信号可能来自多个反射目标, 而且信号中也存在着随机噪声, 直接使用不同天线的相位差计算 AoA 可能会产生较大的偏差. 幸运的是, 我们能够通过 FFT 提取各正弦频率分量的初始相位<sup>[25]</sup>. 图 12 介绍了一个典型的例子: 假设同时存在两个正弦信号:  $s_1 = \cos\left(2\pi f_1 t + \frac{\pi}{2}\right)$  和  $s_2 = \cos(2\pi(2f_1)t)$ . 那么信号  $s_1$  和  $s_2$  的和将包含有两个主要频率分量:  $f_1$  和  $2f_1$ . 如果我们对  $s_1 + s_2$  进行 FFT, 在频率中会有两个复数的峰值. 每个峰值点的相位恰好对应着每个正弦频率分量的初始相位.

机噪声等.

## 5 实验及性能评价

### 5.1 实验设置

**系统实现.** 如图 13 所示, 我们将 mi-Track 部署到了 TI 公司商用的毫米波设备 IWR1443 上. IWR1443 拥有 3 根发射天线(表示为 Tx1~Tx3)和 4 根接收天线(表示为 Rx1~Rx4), 发射天线和接收天线分别组成了线性天线阵列. 我们使用 Tx1 发射频率范围为 77 GHz 到 81 GHz 的 FMCW 信号, Rx1~Rx4 接收目标反射的信号. 接收的数据将会通过网线实时被 DCA1000EVM 接收. 由于带宽损耗, 实际可用的带宽将小于 4 GHz. 此外, 我们通过激光雷达



图 13 实验设备

Livox Mid-40 LIDAR 获取距离的基准值。

**实验部署.** 为了更加全面地评估 mi-Track 的性能,我们在三个不同的场景中进行了实验,包括一个室内场景和两个室外场景. 实验的场景如图 14 所示,其中室内场景是周围布置好各种家具的起居室,室外场景包括一个庭院和一条小巷. 待测目标在监控区域活动,毫米波设备和激光雷达布置在监控区域的外面。

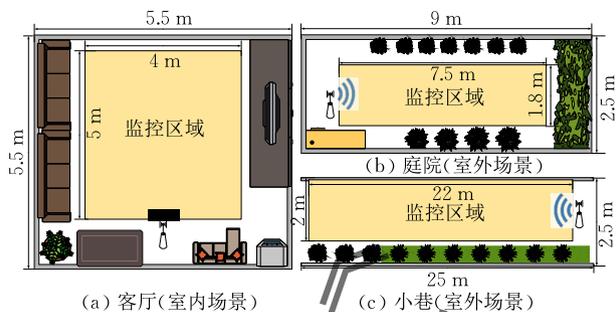


图 14 实验环境

**数据集.** 我们设计了两种不同类型的待测目标. 一方面,我们将一个远程遥控小车和一个高度约为 30 cm 的盒子捆绑在一起,并监控遥控小车的运动轨迹. 另一方面,我们邀请了 5 位志愿者(包括 2 位女性和 3 位男性)来参加实验,他们的身高范围为 160 cm 到 175 cm,体重范围为 50 kg 到 83 kg,年龄范围为 19 岁到 49 岁. 这些志愿者在监控区域中沿着不同的轨迹以不同的速度行走。

## 5.2 系统性能

**系统整体性能.** 我们将 mi-Track 的性能与当前最新的工作 HTDTC<sup>[22]</sup> 以及传统的定位方法 MA<sup>[25-26]</sup> 进行对比. HTDTC 通过分析多个脉冲帧的原始 FMCW 数据,去除静态目标的影响,并且融合了 RVS 中的量测值和上一时刻的预测值来对目标进行定位. 然而,该工作直接使用了 RVS 中的峰值点作为量测值,没有充分利用 RVS 中的信息;并且在计算目标的运动状态时,该方案只是简单地将预测值和量测值按照一定的比例系数,利用公式进行计算得到最终的运动状态. 我们复现了 HTDTC 的主要算法,并将其与 mi-Track 在同一环境下,使用相同的带宽,采集相同的实验数据进行实验对比. MA 是目前最为常用且直接的方案,并已在第 4.1 节中介绍过,它通过选择 RVS 中幅度最高的点来计算目标的位置。

图 15 展示了三种方案定位误差的累积分布函数(Cumulative Distribution Function, CDF). mi-Track 的平均定位精度为 2.4 cm, 90 百分位精度为 8.0 cm,性能上优于其它两种方案. 相比于 mi-Track, HTDTC

和 MA 的平均定位精度分别为 14.0 cm 和 96.0 cm. 作为目前最为常用的方案,在目标距离增大时,MA 将受到周围其它静态目标的严重影响,定位与追踪性能大幅度下降. HTDTC 则由于没有充分地利用 RVS 谱中的有效信息,定位的性能也受到了一定的影响. 此外,HTDTC 和 MA 也忽略了其它的干扰,比如多目标的反射和设备的硬件噪声等. 而我们通过采用 mi-Track,大幅度地减少了环境和硬件方面的干扰,对于定位与追踪精度的保证起到了关键性的作用。

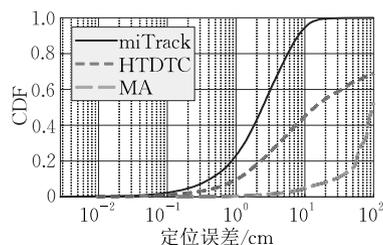


图 15 整体误差

**不同距离的影响.** 我们进一步探索了目标和设备之间不同距离的影响. 图 16 展示了 mi-Track 和 HTDTC 的定位误差. 图中箱形图中虚线顶端代表数据最大值,方框上边缘代表上四分位数,中间横线代表中位数,方框下边缘代表下四分位数,虚线底端代表数据最小值. 当距离超过 10 m 时,mi-Track 和 HTDTC 的平均定位精度分别是 6.0 cm 和 15.0 cm. 尽管当距离增加时,目标的反射会有所减弱,mi-Track 仍然能够准确地提取目标地移动. 当目标和设备的距离达到 18 m 时,mi-Track 平均定位误差仍然不超过 10.0 cm. 图 17(a)展示了目标在小巷中来回运动时,mi-Track 的追踪结果. 我们可以观察到预测的轨迹与基准值非常接近。

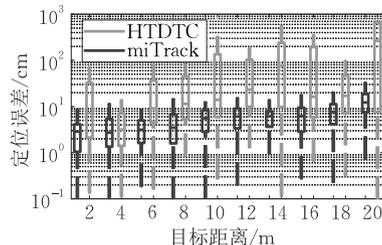


图 16 距离对精度的影响

**不同目标个数的影响.** 我们评估了目标计数的准确率以及不同目标个数对定位的影响. 在图 18 中,我们对比了传统的基于阈值的计数方案与 mi-Track 的目标计数方案所对应的混淆矩阵. 在图中的混淆矩阵  $C$  中,每行对应环境中实际出现的目标个数,每列对应系统检测到的目标个数. 设第  $i$  行对应的环境中实际出现的目标个数为  $i_n$ ,第  $j$  列对

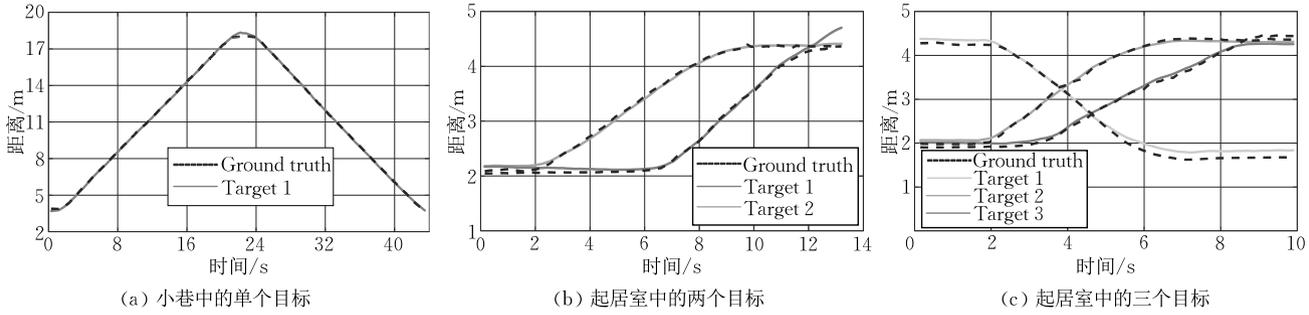


图 17 定位结果实例(mi-Track 的定位结果以实线展示,基准值以虚线展示)

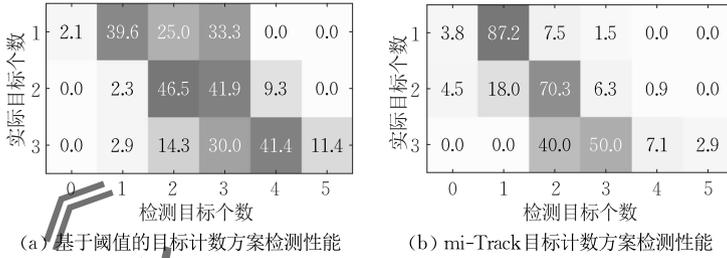


图 18

应系统检测到的目标个数为  $j_n$ , 则矩阵中的第  $i$  行第  $j$  列的元素  $c_{i,j}$  表示当环境中实际出现  $i$  个目标时, 系统检测到的目标个数为  $j_n$  的概率. 若  $i = j_n$ , 则表示系统检测到的目标个数与实际目标个数相一致. 基于阈值的方案通常设定某个幅度阈值来判断目标的个数. 如图 18(a) 所示, 在不同的目标个数情况下, 传统方案的计数正确率均未超过 50%. 这是由于环境中静态干扰、各种噪声的存在, 使得目标计数出现了偏差. 基于 mi-Track 的目标计数结果如图 18(b) 所示. 尽管当多个目标存在时, 由于目标之间的相互干扰, 以及部分目标可能会由于遮挡等问题, 反射信号变弱, 计数正确率有所下降, 但是 mi-Track 仍然达到了更好的性能. 在目标个数不超过 3 个时, mi-Track 达到了超过 50% 的计数准确率. 整体而言, 在 96.7% 的情况下, mi-Track 的计数误差不超过 1 个, 这说明我们的多目标检测的算法的有效性.

下面我们评估在不同目标个数的情况下, 系统的定位精度. 实验中可以看出, 系统检测到的目标个数与环境中实际出现的目标个数并不一定相同. 设  $N_A$  为环境中实际出现的目标个数,  $N_T$  为系统检测到的目标个数. 当系统检测到的目标个数不大于环境中实际出现的目标个数, 即  $N_T \leq N_A$  时, 我们对检测到的目标轨迹和目标实际的轨迹进行相应的匹配:

$$\arg \min_{\pi_{N_T}^{N_A}} \sum_{k=1}^{N_T} |T_k - \widetilde{T}_{\pi_{N_T}^{N_A}}| \quad (18)$$

其中  $T_k$  为系统检测到的第  $k$  个目标的轨迹,  $\widetilde{T}_k$  为环

境中实际出现的第  $k$  个目标的轨迹,  $\pi_{N_T}^{N_A}$  为从  $N_A$  条轨迹中取  $N_T$  条轨迹的所有排列. 上述计算方法是 将目标实际的运动轨迹  $\widetilde{T}_k$  与系统追踪结果  $T_k$  进行最佳匹配, 即从目标实际的运动轨迹中, 挑选出与系统检测结果误差最小的轨迹, 然后计算定位误差. 同理, 当系统检测到的目标个数大于环境中实际出现的目标个数, 即  $N_T > N_A$  时, 我们对目标的实际轨迹和检测到的目标轨迹进行相应的匹配:

$$\arg \min_{\pi_{N_T}^{N_A}} \sum_{k=1}^{N_A} |T_{\pi_{N_T}^{N_A}} - \widetilde{T}_k| \quad (19)$$

其中  $\pi_{N_T}^{N_A}$  为从  $N_T$  条轨迹中取  $N_A$  条轨迹的所有排列.

类似地, 上述计算方法从系统检测到的轨迹中, 挑选出与目标实际轨迹误差最小的轨迹, 然后计算定位误差. 图 19 展示了不同目标个数的情况下的精度. 对于单目标、双目标和三目标的情况, mi-Track 的平均定位误差分别为 2.0 cm、2.9 cm 和 3.9 cm. 当目标个数从 1 个增加到 3 个时, mi-Track 均能得到稳定的测量结果. 图 17(b) 和 (c) 展示了在起居室中同时存在 2 个或 3 个目标时, 系统的追踪结果.

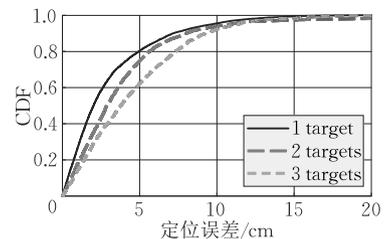


图 19 目标个数对精度的影响

**AoA 估计精度.** 为了展示 mi-Track 能够实现二维的定位, 我们评估了不同方案 AoA 的测量精度. 测量的结果如图 20 所示. 图中可以看出, 直接使用不同接收天线原始数据的相位差计算 AoA, 平均测量误差为  $17.4^\circ$ , 而 mi-Track 的 AoA 平均测量误差仅为  $4.3^\circ$ . 环境中的各种干扰使得原始信号带有大量的噪声, 因此直接使用原始信号计算 AoA 的误差较大. 我们的系统极大地减少了噪声对 AoA 测量的干扰, 大幅度提高了 AoA 的测量精度.

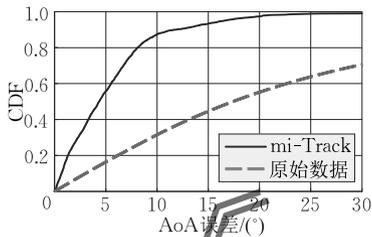


图 20 AoA 测量准确率

**不同粒子数量对于系统延迟和测距精度的影响.** 为了验证系统的运行效率以及在粒子滤波过程中不同粒子数量对于系统的影响, 我们针对不同的粒子数量, 分别对系统的时延和测距的精度进行了评估. 我们选择了包含有单个运动目标的数据, 数据的采集时长为 10 s, 并在一台 8 核、处理器为 Intel i7-6700HQ@2.60 GHz 的笔记本电脑上运行轨迹追踪系统. 图 21 展示了不同粒子数量对应的系统运行时延以及测距精度, 其中柱状图代表系统运行时延, 折线图代表系统的测距精度. 对于持续 10 s 的数据, 当使用的粒子数量为 1000 时, 系统整体的时间开销为 1.2 s, 这说明系统能够实现实时的目标追踪. 系统的时延中, 轨迹匹配算法和 AoA 计算部分的时间消耗在 0.05 s 以内, 因此系统的时间开销主要在粒子滤波部分.

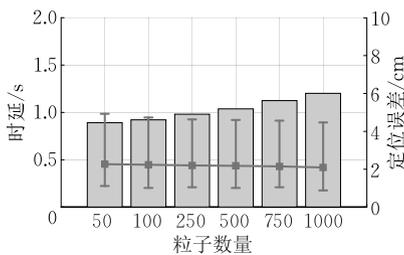


图 21 不同粒子数量对于系统时延和测距精度的影响

当使用更少的粒子进行滤波时, 系统的整体运行时延有所下降, 而系统的定位误差几乎保持不变. 这说明, mi-Track 即使使用较少的粒子进行滤波, 也能够达到较高的追踪精度. 在本实验中, 为了能够达到更好的系统性能, 我们使用 1000 个粒子进行系

统的整体评估.

### 5.3 不同参数的影响

**不同初始化时间的影响.** 图 22 展示了粒子初始化时间对于精度的影响. 如第 4.2 节所述, 为了减少静态目标的干扰, mi-Track 在检测到目标开始移动之后再行进行粒子初始化. 如果在监测开始就进行初始化, 平均定位误差将会增大到 3.7 cm, 部分情况下误差将会增加更多. 我们的粒子初始化方案有效地减少了环境干扰, 特别是静态干扰的影响.

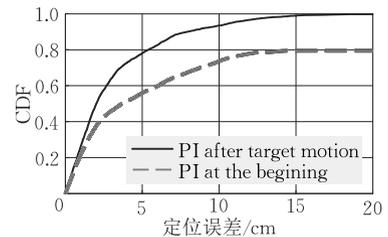


图 22 不同初始化时刻对精度的影响

**不同环境的影响.** 我们比较了不同环境下的准确度. 如图 23 所示, 在起居室、庭院和小巷三个环境下, mi-Track 的平均定位误差分别为 2.0 cm、2.1 cm 和 2.9 cm. 这说明了在室内和室外环境下, mi-Track 均能够达到较好的效果.

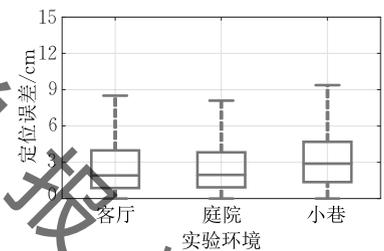


图 23 不同实验环境对精度的影响

**不同目标的影响.** 我们选择了远程遥控小车和 5 位志愿者作为不同的目标, 进一步检测 mi-Track 的鲁棒性. 图 24 展示不同目标的测量误差. 对于不同种类的目标, mi-Track 都能实现稳定的追踪. 图 25 展示了不同志愿者的误差. 志愿者被要求根据他们的习惯, 沿着指定的轨迹行走. 实验结果显示, 由于不同的体型和行走习惯的影响, 定位误差尽管有所浮动, 但都一直保持在较低的水平.

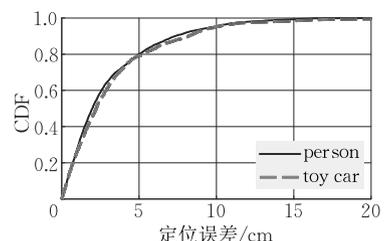


图 24 不同目标种类对精度的影响

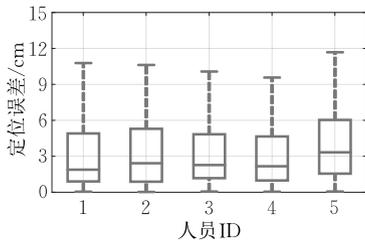


图 25 不同待测人员对精度的影响

**不同移动速度的影响.** 图 26 展示了在不同的移动速度下,系统的定位误差. 这里,“慢(slow)”、“中(medium)”、“快(fast)”分别代表速度大约为 0.7 m/s、1.0 m/s 和 1.3 m/s. 结果显示,在不同的速度下,平均定位误差均未超过 3.0 cm.

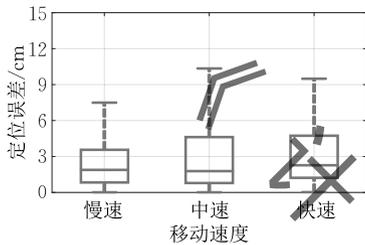


图 26 不同的移动速度对精度的影响

**不同带宽的影响.** 我们评估了不同带宽对系统性能的影响. 由于带宽损耗,实际的最大可用带宽将小于 4 GHz. 距离分辨率可以使用式(7)计算. 当带宽为 0.9 GHz 时,距离分辨率将达到 16.7 cm. 从图 27 中可以看出,随着带宽的减少,系统的误差尽管有小幅度的增大,但都维持在较低的水平.

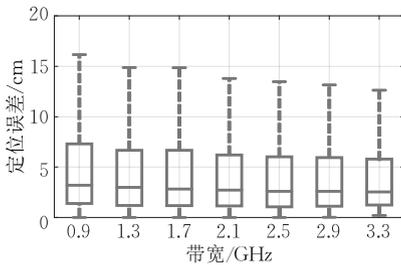


图 27 不同带宽对精度的影响

**每个脉冲帧中不同脉冲数量的影响.** 速度分辨率可以使用式(8)进行计算. 当一个脉冲帧中的脉冲数量减少到 40 时,速度的分辨率将达到 37.0 cm/s. 图 28 展示了不同的脉冲数量的影响. 当脉冲数量减

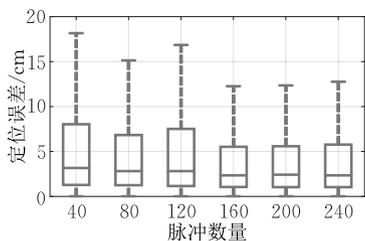


图 28 单个脉冲帧中不同脉冲数量对精度的影响

少时,系统的误差几乎保持不变. 这说明了即使我们得到的速度信息较少,我们的系统仍然能够实现精准的追踪.

## 6 总 结

在本文中,我们提出了 mi-Track,这是一种基于毫米波设备的远距离多目标追踪系统. 我们提出了移动目标敏感的粒子滤波算法来减小静态物体和二次反射的干扰,并实现了远距离的单目标追踪. 然后,我们消除各目标在 NRVS 中的影响,并对每个目标依次进行检测,结合轨迹融合匹配算法,实现了多目标的追踪. 通过计算 AoA,我们实现了二维的定位. 实验结果表明,mi-Track 的整体平均定位误差为 2.4 cm;在超过 10 m 的范围下,平均定位误差为 6.0 cm.

## 参 考 文 献

- [1] Zhang Y, Wang J, Wang W, et al. Vernier: Accurate and fast acoustic motion tracking using mobile devices//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. Honolulu, USA, 2018: 1709-1717
- [2] Mao W, He J, Qiu L. CAT: High-precision acoustic motion tracking//Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2016: 69-81
- [3] Wang J, Vasisht D, Katabi D. RF-IDraw: Virtual touch screen in the air using RF signals//Proceedings of the Flagship Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication. New York, USA, 2014: 235-246
- [4] Yang L, Chen Y, Li X, et al. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Maui, USA, 2014: 237-248
- [5] Wu C, Zhang F, Fan Y, et al. RF-based inertial measurement //Proceedings of the ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication. Beijing, China, 2019: 117-129
- [6] Ayyalasomayajula R, Arun A, Wu C, et al. LocAP: Autonomous millimeter accurate mapping of WiFi infrastructure//Proceedings of the 17th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Santa Clara, USA, 2020: 1115-1129
- [7] Li X, Zhang D, Lv Q, et al. IndoTrack: Device-free indoor human tracking with commodity Wi-Fi. Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies, 2017, 1(3): 1-22
- [8] Qian K, Wu C, Yang Z, et al. Widar: Decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on

- Mobile Ad Hoc Networking and Computing. Madras, India, 2017; 1-10
- [9] Qian K, Wu C, Zhang Y, et al. Widar2.0: Passive human tracking with a single Wi-Fi link//Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. Munich, Germany, 2018; 350-361
- [10] Xie Y, Xiong J, Li M, et al. mD-Track: Leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking//Proceedings of the 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Los Cabos, Mexico, 2019; 1-16
- [11] Karanam C R, Korany B, Mostofi Y. Tracking from one side: Multi-person passive tracking with WiFi magnitude measurements//Proceedings of the 18th International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Montreal, Canada, 2019; 181-192
- [12] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, et al. WiTrack: Motion tracking via radio reflections off the body//Proceedings of the 11th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Seattle, USA, 2014; 317-329
- [13] Adib F, Kabelac Z, Katabi D. Multi-person localization via RF body reflections//Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Santa Clara, USA, 2015; 279-292
- [14] Kotake S, Yagi K, Takigami T. Application of sampled data control by using vibration manipulation function to suppress residual vibration of travelling crane. *Mechanical Engineering Journal*, 2015, 2(3): 1-14
- [15] Hen J I Z, Chang J T. Applying a 6-axis mechanical arm combine with computer vision to the research of object recognition in plane inspection. *Journal of Artificial Intelligence*, 2020, 2(2): 77-99
- [16] Wang X, Liu L, Tang T, et al. Enhancing communication-based train control systems through train-to-train communications. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2018, 20(4): 1544-1561
- [17] Wang W, Liu A X, Sun K. Device-free gesture tracking using acoustic signals//Proceedings of the 22nd Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA, 2016; 82-94
- [18] Xiong Y, Chen S, Xing G, et al. High-precision frequency estimation for FMCW radar applications based on parameterized de-alternating and modified ICCD. *Measurement Science and Technology*, 2018, 29(7): 1-11
- [19] Paredes J A, Álvarez F J, Hansard M, et al. A Gaussian process model for UAV localization using millimeter wave radar. *Expert Systems with Applications*, 2021, 185(1): 1-13
- [20] Wei T, Zhang X. mTrack: High-precision passive tracking using millimeter wave radios//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Paris, France, 2015; 117-129
- [21] Wu C, Zhang F, Wang B, et al. mmTrack: Passive multi-person localization using commodity millimeter wave radio//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Communications. Virtual Conference, 2020; 2400-2409
- [22] Will C, Vaishnav P, Chakraborty A, et al. Human target detection, tracking, and classification using 24-GHz FMCW radar. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(17): 7283-7299
- [23] Xu J, Chen H, Qian K, et al. iVR: Integrated vision and radio localization with zero human effort. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 1-22
- [24] Deng X, Mousavian A, Xiang Y, et al. PoseRBPF: A rao-blackwellized particle filter for 6-D object pose tracking. *IEEE Transactions on Robotics*, 2021, 37(5): 1328-1342
- [25] Rao S. Introduction to mmWave sensing: FMCW radars. Texas Instruments mmWave Training Series, 2017, 1(1): 1-11
- [26] Barrick D E. FMCW radar signals and digital processing. National Oceanic and Atmospheric Administration Boulder Co Wave Propagation Lab, Washington DC: Technique Report: AD0774829, 1973
- [27] Wu J, Chen Y, Dai D, et al. Clustering-based geometrical structure retrieval of man-made target in SAR images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(3): 279-283
- [28] Lim S, Lee S, Kim S C. Clustering of detected targets using DBSCAN in automotive radar systems//Proceedings of the 19th International Radar Symposium. Bonn, Germany, 2018; 1-7
- [29] Shah M, Huang Z, Laddha A, et al. LiRaNet: End-to-end trajectory prediction using spatio-temporal radar fusion. *arXiv preprint:2010.00731*, 2020, 1(1): 1-17
- [30] Yu X, Zhou W, Guan J. Moving target detection in radar video based on feature fusion. *Radar Science and Technology*, 2015, 13(6): 633-638
- [31] Wang Y, Zhao S, Zhang R, et al. Multi-vehicle collaborative learning for trajectory prediction with spatio-temporal tensor fusion. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 23(1): 236-248
- [32] Zhao T, Xu Y, Monfort M, et al. Multi-agent tensor fusion for contextual trajectory prediction//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. California, USA, 2019; 12126-12134
- [33] Colone F, Palmari C, Martelli T, et al. Sliding extensive cancellation algorithm for disturbance removal in passive radar. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2016, 52(3): 1309-1326
- [34] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, et al. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi//Proceedings of the ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication. London, UK, 2015; 269-282
- [35] Joshi K, Bharadia D, Kotaru M, et al. WiDeo: Fine-grained device-free motion tracing using RF backscatter//Proceedings of the 12th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation. Oakland, USA, 2015; 189-204
- [36] Chi G, Yang Z, Xu J, et al. Wi-Drone: Wi-Fi-based 6-DoF tracking for indoor drone flight control//Proceedings of the 20th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications and Services. Portland, USA, 2022; 56-68

- [37] Zhang G, Chi G, Zhang Y, et al. Push the limit of millimeter-wave radar localization. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2022, 18(4): 1-22
- [38] Lovescu C, Rao S. The fundamentals of millimeter wave sensors. *Texas Instruments*, 2017, 1(1): 1-8
- [39] James D, Andrew H, Siem J, et al. *State Space and Unobserved Component Models Theory and Applications: An Introduction to Particle Filters*. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2004
- [40] Hol J D, Schon T B, Gustafsson F. On resampling algorithms for particle filters//*Proceedings of the 2006 IEEE Nonlinear Statistical Signal Processing Workshop*. Cambridge, UK, 2006: 79-82
- [41] Ahmed S S, Schmidt L P. Illumination of humans in active millimeter-wave multistatic imaging//*Proceedings of the 6th European Conference on Antennas and Propagation*. Prague, Czech Republic, 2012: 1755-1759
- [42] Xiong J, Jamieson K. ArrayTrack: A fine-grained indoor location system//*Proceedings of the 10th USENIX Symposium on Networked Systems Design and Implementation*. Lombard, USA, 2013: 71-84



**ZHANG Gui-Dong**, Ph.D. candidate. His research interests include wireless sensing and mobile computing.

**YANG Zheng**, Ph. D., associate professor. His research interests include Internet of Things, industrial Internet, sensing and positioning, smart city, blockchain, etc.

**ZHANG Yi**, Ph. D. candidate. His research interests include wireless sensing, mobile computing and artificial intelligence.

**CHI Guo-Xuan**, Ph. D. candidate. His research interests include Internet of Things and mobile computing.

**MA Qiang**, Ph. D., assistant researcher. His research interests include sensor networks and mobile computing.

**MIAO Xin**, Ph. D., assistant researcher. His research interests include Internet of Things, mobile computing and RFID.

## Background

Recent years have witnessed the ever-fast development of RF-based localization and tracking, which is a key enabler for a wide range of applications such as smart homes, virtual reality, and security monitoring. Various RF technologies have been developed for localization and tracking, including Wi-Fi, mmWave, acoustic, and RFID. Some systems demand the target to be measured to carry some specific device, which limits their applications, including intrusion detection and health care.

Device-free localization is capable of tracking targets without carrying any device. However, most existing solutions would deteriorate under long-range scenarios, which do not meet the requirement of most industrial applications with a working range of more than ten meters and centimeter-level localization accuracy.

This paper addresses the two main challenges faced by the problem: serious disturbances of environment and mutual interference of multi-target. To handle these challenges, this paper proposes to leverage an advanced particle filter sensitive to moving targets algorithm and a trajectory merging and

matching algorithm to achieve long-range multi-target high-precision tracking. In order to relieve the interference of environment, we utilize both the predicted value of last moments and the observed value of the device to adjust particles during the tracking process, which further reduces environmental disturbances and minimizes localization error. By trajectory merging and matching algorithm, we deal with mutual interference of multi-target, which accomplishes multi-target number counting and tracking. The extensive experiments demonstrate that the proposed system could improve the current state-of-the-art approach on three typical environments. To be specific, our system decreases the average localization error from 14.0 cm to 2.4 cm under our experiments.

The authors of this paper already have done some studies relevant to wireless sensing, including wireless localization and tracking, activity recognition, and human-computer interaction.

This work is supported in part by the National Natural Science Foundations of China under Grant No. 61832010 and No. 62072272.