

# 面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型研究

陈晓江<sup>1),2)</sup> 陈丽丽<sup>1),2)</sup> 李博航<sup>1)</sup> 汤战勇<sup>1),2)</sup> 谢彬彬<sup>1)</sup>  
王薇<sup>1),2)</sup> 王安文<sup>1),2)</sup> 房鼎益<sup>1),2)</sup>

<sup>1)</sup>(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)

<sup>2)</sup>(陕西省无源物联网国际联合研究中心 西安 710127)

**摘要** 基于无线信号的被动式目标定位技术由于具备无需目标携带设备、便于实施、对视线和监测视角要求不高等优势,因此在老人监护、家居自动化以及野生动物监测等应用领域具有巨大的潜力.传统的被动式定位方法为保证定位精度,要么需要大规模训练学习,导致勘测代价大;要么只针对于某些专用设备或特殊应用,导致普适性差.对此,文中提出一个面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型 MaLoc:无需大规模训练学习,并且可在廉价商用设备上实现. MaLoc 的主要特点在于:(1)通过获取接收端从不同天线接收信号的稳定相位差,结合参考阵列天线的位置来实现基于到达角度的目标定位,保证了商用设备下的定位精度;(2)为了实现高鲁棒的到达目标反射信号到达角度估计, MaLoc 首先利用静止干扰源的角度误差补偿来缓减信号到达角度随时间产生的偏移;其次利用不同种类反射信号之间的相干与非相干性,对环境中移动干扰源和静止干扰源反射信号的到达角度进行消除.如此进一步提升了定位的鲁棒性和精度.最后通过实际环境下的多种实验验证了 MaLoc 的有效性和鲁棒性.

**关键词** 被动式定位;高鲁棒;信号到达角度;角度误差补偿;相干

**中图法分类号** TP311 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2019.00403

## Research on High Robust Device-Free Localization Model for Multiple Applications

CHEN Xiao-Jiang<sup>1),2)</sup> CHEN Li-Li<sup>1),2)</sup> LI Bo-Hang<sup>1)</sup> TANG Zhan-Yong<sup>1),2)</sup>  
XIE Bin-Bin<sup>1)</sup> WANG Wei<sup>1),2)</sup> WANG An-Wen<sup>1),2)</sup> FANG Ding-Yi<sup>1),2)</sup>

<sup>1)</sup>(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127)

<sup>2)</sup>(Shaanxi International Joint Research Center for Battery-Free Internet of Things, Xi'an 710127)

**Abstract** Device-free localization is the core technology that enables a wide variety of applications such as elderly care, smart home, and wildlife monitoring. Recently, wireless signal based technologies attract more interest. Their key advantages over the camera and sensor-based approaches are that they do not need users to carry any devices as they rely on the wireless signals reflected off users while providing better coverage as they can operate through walls. To our best knowledge, however, existing wireless based device-free localization methods either require large scale training effort or require dedicated devices which have poor universality, otherwise, a poor localization performance will be achieved. In this paper, we present MaLoc, a robust device-free

收稿日期:2016-10-28;在线出版日期:2017-05-04. 本课题得到国家自然科学基金(61572402,61672428,61772422)和陕西省创新团队(2018TD-026)资助. 陈晓江,男,1973年生,博士,教授,主要研究领域包括无线感知、物联网. E-mail: xjchen@nwu.edu.cn. 陈丽丽,女,1992年生,博士研究生,主要研究方向包括无线信号定位和手势识别. 李博航,男,1989年生,硕士研究生,主要研究方向为无线信号定位. 汤战勇,男,1979年生,博士,副教授,主要研究方向包括网络和信息安全、软件安全和保护. 谢彬彬,女,1992年生,硕士研究生,主要研究方向为无线传感网络定位和手势识别. 王薇,女,1977年生,博士,副教授,主要研究方向包括无线传感网络和移动计算. 王安文,男,1979年生,博士研究生,讲师,主要研究方向包括无线传感网络和嵌入式系统. 房鼎益(通信作者),男,1959年生,博士,教授,主要研究领域包括移动计算、分布式系统、网络与信息安全、无线传感器网络. E-mail: dyf@nwu.edu.cn.

localization model for multiple applications, which does not require extensive prior learning and can work effectively with any devices regardless of whether they are cheap commercial or dedicated. The intuition underlying our design is that as long as the object blocks the wireless signal coming from a certain direction, the corresponding direction of arrival will experience a sharp drop in signal strength. By leveraging the direction of arrival information at the receiver, we are able to estimate the target's location. The main innovation of this paper involves two aspects. (1) In order to remove phase error of the commodity WiFi device caused by multipath and hardware noise, a linear transformation is employed to the raw phase values, then the stable phase differences are derived for the antennas. By leveraging the stable phase differences among the antenna array as well as the reference antennas, we are able to localize the target. (2) To solve the arrival angle offset problem caused by background noises fluctuations, we design an angle error compensation strategy to calibrate the arrival angle from the target, further improving the robustness and localization accuracy. Finally, we have conducted comprehensive experiments to verify the effectiveness and robustness of MaLoc. The experimental results show that MaLoc achieves the median error of around 0.75 m and 1.5 m in the poor multipath environment and in the rich multipath environment. We believe that MaLoc will be a promising candidate in a wider range of wireless sensing applications, and the proposed model can be extended to other topics such as human gesture recognition and target trajectory tracking.

**Keywords** device-free localization; high robust; angle of arrival signal; angle error compensation; coherence

## 1 引 言

无线定位技术发展到今天,已经成为沟通人与科技的桥梁,并且成为过去二十年的重要研究方向.无线定位技术的研究和普及,为智能家居、雷达定位、卫星导航、安全防盗、行为监测、商品识别等带来了无限可能,同时带来了巨大的应用需求和市场前景,并成为我们生活的重要组成部分.当今无线定位技术不但成为无线通信、传感网和物联网的研究热点(如 SIGCOMM、MobiCom、MobiSys、NSDI、IPSN等旗舰会议都有无线定位方向稳定的主题),更成为 Texas Instruments<sup>①</sup>、linear<sup>②</sup> 等高科技公司技术创新和应用热点.

当前无线定位技术中最具代表性工作有 MIT(麻省理工大学)的 Katabi<sup>[1]</sup>,指尖戴上 RFID 标签在空中滑动就可以实现英文单词输入,实现了人类虚拟输入屏幕的梦想.清华大学刘云浩<sup>[2]</sup>利用 RFID 对移动标签的跟踪误差在实验室环境下达到毫米级,实际应用场景下达到厘米级,分别在首都机场和三亚凤凰机场海航行李分拣中实际应用,获得

了无线网络旗舰会议 MobiCom2014 的唯一最佳论文奖.百度<sup>③</sup>在 2013 年利用机器学习的方法将室内定位精度达到米级.斯坦福的 Kotaru<sup>[3]</sup>在网络旗舰年会 SIGCOMM2015 上首次采用商用 WiFi 设备实现了分米级室内定位.然而,以上定位方法要求目标携带设备主动参与到定位过程中,即主动式定位技术,难以适应目标无法或不方便携带设备的行为监测场景.

相反,被动式定位技术<sup>[4-6]</sup>则不需目标携带设备,同时具备数据处理方便并且对视线和监测视角要求不高等优点,因此被动式定位技术是当今行为监测的有效解决方案之一.从国际前沿进展可以看到,以感知信号扰动为中心的被动式定位,将在未来极大地改变和影响人类生活而成为历史上最为精彩的一刻.Katabi<sup>[6]</sup>首先利用 WiFi 信号成功检测墙壁后人体移动方向,开辟了一个新的研究方向<sup>[7-9]</sup>,在特殊疾病监护、老人监护以及军事场景都可以很好地应用,受到美国国防部等众多机构的关注.刘云浩

① Texas Instruments. <http://www.ti.com.cn/tihome/cn/docs/homepage.tsp>

② Linear. <http://www.linear.com.cn/>

③ BaiduLBS. <http://lbsyun.baidu.com/>

等人<sup>[8]</sup>在商场实现无需顾客参与的消费者移动轨迹跟踪,实现了“无意识协作感知”,突破了“专门人员参与”这个壁垒<sup>[10]</sup>。同时,被动式定位也促进了新型无需视频头参与的人机交互方式出现,Katabi<sup>[11]</sup>利用调频连续波分辨目标手臂指向;Pu 等人<sup>[12]</sup>提取不同手势引起的多普勒频偏,实现 9 种手势识别;Wang 等人<sup>[13]</sup>使用 WiFi 信号实现对目标在室内睡觉、烹饪、看电视等不同活动识别;Zhou 等人<sup>[14]</sup>使用 WiFi 实现了唇语识别的功能。

但是,现有的被动式定位方法为达到高精度,要么需要大规模训练学习从而导致勘测代价大,要么需要专用设备导致应用场景受限。即要将现有的被动式定位方法用于行为监测的多种实际应用(如野生动物监测、建筑工地安全监测、室内老人监护等),仍然面临着一个问题:即如何在不学习的情况下,保证定位模型的普适性?而不是针对某种特殊设备或特殊应用。即现有定位技术和方法面临“模型失用”的问题。因此,探寻满足无需学习且通用的被动式目标定位方法势在必行!

本文首次提出一个面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型及其实现系统 MaLoc(Multiple applications Localization),其优势在于不需要大规模的训练学习,从而解决勘测代价问题;并且在廉价商用设备与专用设备上兼可有效工作,因此在实际应用中具有很好的普适性。MaLoc 利用接收端阵列天线接收信号的相位差来估计目标反射信号的到达角度,进而结合参考阵元的位置对目标进行定位。

实现 MaLoc 面临两个重要挑战:(1)利用商用的 WiFi 设备接收到的信号因受硬件误差和环境噪声的影响,使得相位很不稳定。那么如何对原始接收信号的相位进行处理进而得到稳定的相位差来保证定位精度?本文通过对测量相位求线性变换得到真实相位的稳定特征值,从而获取稳定的相位差;(2)如何实现高鲁棒的目标反射信号到达角度估计?为解决此问题,本文首先利用静止干扰源的角度误差补偿来减缓信号到达角度随时间产生的偏移;其次利用不同种类反射信号之间的相干与非相干性,对环境中移动干扰源和静止干扰源反射信号的到达角度进行消除,从而保证了不同环境下目标反射信号到达角度估计的精度,进一步提升了定位的鲁棒性和精度。最终通过多种真实场景下的实验验证了 MaLoc 的有效性和鲁棒性。结果表明,本文定位模型的精度在廉价的商用设备 WiFi 设备下和在通用

软件无线电平台(USRP)下基本相近,并且略高于传统基于指纹和基于模型计算的定位方法的精度。其在室外空旷环境和室内复杂环境下的定位中值误差分别维持在 0.75 m 和 1.5 m 左右。

本文第 2 节介绍相关工作;第 3 节讲本文的研究基础与动机;第 4 节讲 MaLoc 模型的总体设计;第 5 节实验验证本文提出的 MaLoc 的性能;最后一节总结本文所做的工作。

## 2 相关工作

目前,无线被动式定位技术仍然具有很好的发展前景。与红外、视频、光学感知的被动式定位相比,无线被动式定位优点在于:无线信号覆盖范围广,对监测目标角度限制小,一般不存在死角问题,对光线要求和遮挡物不敏感。其中,基于无线信号强度(Received Signal Strength, RSS)的定位技术因为对信号频段、带宽要求宽泛,不需额外硬件,方便获取的优点<sup>[5]</sup>,成为被动式定位的技术主流<sup>[4-5]</sup>。

文献[4, 15]等通过分析 RSS 特征变化确定目标位置,这类基于模型的被动式定位优点是简单、易部署实现,缺点是信号多径、障碍物遮挡等导致精度低、鲁棒性差。仅通过接收信号强度定位目标时,会存在不可忽视的定位误差,为了降低环境误差带来的影响,很多研究者通过在接收信号强度与目标位置关系的定位算法上进行优化以提高定位精度。同时,很多研究工作则通过机器学习建立“匹配指纹库”解决环境变化导致的定位精度下降问题。文献[5]对目标位置与各链路 RSS 之间关系学习,用贝叶斯推理定位,追踪准确率达 86%;我们课题组利用贝叶斯反演进行定位,在定位精度达 1.5 m 的情况下,定位正确率为 80%<sup>[16]</sup>。以上基于 RSS 的被动式定位核心是以前期大量训练代价换取定位精度。

可见,基于 RSS 被动式定位已得到了广泛的应用,并且取得了重要进展,但对行为监测的实际应用而言,现有技术手段仍然面临重要挑战,即如何降低部署中的代价和人力开销,在不损失精度的情况下保证野外定位系统的鲁棒性?

对此,利用更为底层的物理层复信号中天然存在的相位信息和振幅值相结合进行定位,可以更精细刻画表达目标位置与信号特征量之间的关系。在结合信号相位和振幅进行定位中,利用振幅信息检

测目标存在,利用相位信息估计目标出现的方向角度.相位信息具有比振幅信息更多的细粒度特征,可用于区分多径信号,进而用每一个独立的多径信号定位目标,因而具有比单纯用振幅定位更精准的效果.

因此,结合信号幅度和相位信息进行定位成为被国际主流学者关注的下一个突破点和未来发展趋势,目前取得诸多进展.文献[17]利用相位信息学习,在 $1\text{m}\times 1\text{m}$ 网格上定位的平均准确率达到89%.文献[18]从多径信号中提取出视距信号,计算视距信号到达角,精度达23 cm.文献[19]通过信道状态信息(Channel State Information, CSI)对目标和AP之间进行距离估计,在4500平方米的场景中精度达到2 m左右.Joshi等人<sup>[20]</sup>通过相位计算视距信号到达角,结合周期性测量RSS,运用优化进行定位,精度在0.97 m.文献[21]利用接收天线相位差计算待定位设备与信标之间距离,理想情况下可达到毫米级精度.文献[12]通过对WiFi信号子载波分析,根据其多普勒频偏对9种手势识别的准确率达到94%.文献[14]使用WiFi信号CSI,通过学习对目标唇语识别,对单个目标识别率达到91%.基于无线信号振幅和相位分析的定位最典型的代表是无线领域的佼佼者Katabi,其带领的团队在网络与通信的旗舰会议SIGCOMM'2013上借助阵列天线获取振幅和相位信息得到RFID多径特征辅助定位,精度达到11 cm<sup>[22]</sup>.同时在Mobicom'2013上借助于信号相位分析提出了高精度的机器人导航定位RF-Compass<sup>[23]</sup>,精度达到1.28 cm.2014年该团队利用相位信息,对RFID标签书写的字母识别率可达96.8%<sup>[1]</sup>.然而,以上相位和幅值结合的研究工作主要针对主动式定位方法,虽然精度提高了很多,但由于需要目标携带无线设备,终究不太适用.

在被动式定位领域,Katabi在旗舰会议SIGCOMM'2013上,借助USRP首次提出了基于无线信号振幅和相位分析的被动式目标检测<sup>[6]</sup>,利用目标反射波提取到达波相位,借助逆合成孔径雷达方法成功检测墙壁背后人体移动方向,尽管没有进行定位,但是这历史性的进步为被动式定位开拓了新思路.同时,利用信号反射的相位信息在航空航天军事雷达大尺度定位中,通过计算发射与接收到信号的时间差确定目标物体的距离,利用多天线确定接收信号的相对位置,从而精确地定位出目标物体,具有定位速度快鲁棒性好等特点.但是其存在的问题

是:为了达到高精度,需要部署大的天线阵列来保证波达角估计的细粒度,同时使用价格不菲的专用设备使得其在实际场景下很难实现.

相比之下,本文提出的被动式定位模型MaLoc既不需要训练学习,又可适用于多种设备和应用场景.为了保证定位所需要的到达角度的估计精度,本文对在商用WiFi设备下采集的信号不稳定相位进行处理,从而获得相对稳定的相位差.同时有效消除环境中其他干扰源的影响来精准获得目标反射信号的到达角度.

### 3 研究基础与动机

#### 3.1 无线电信号反射传播模型

由于线电信号在传播过程中会发生反射、散射和绕射,所以接收端接收到的信号是直达波和多个反射波的合成,如图1所示.人体的绝大部分组成物是水,但是又随身携带着诸多金属物件.人体吸收部分信号的同时,身上携带的导体也在积极的反射信号.在通常情况下人对无电线信号不单单会产生绕射,同样也能产生反射.因此当监测区域内有人出现时,在接收端接收到的合成信号中就包含了由人引起的反射信号.

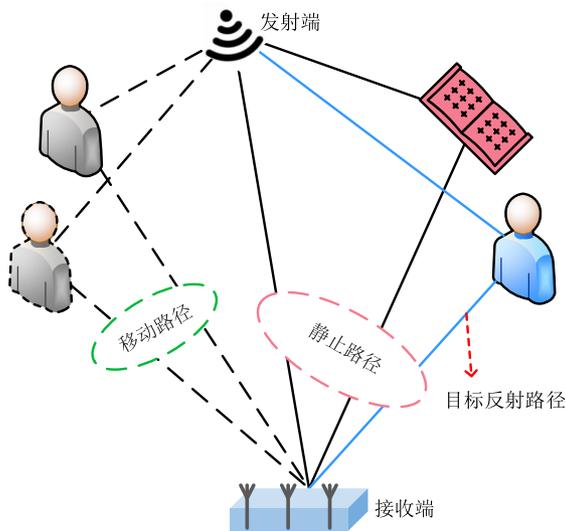


图1 无线电信号多径传播模型

本文以此为研究基础,研究利用人对无线电信号的反射信号来进行定位,仅需要在固定位置部署发射天线和接收天线就可以对目标进行定位,不需要目标携带特殊辅助设备.对无线定位领域进行了更深入的探索.

### 3.2 信号到达角度估计

在利用天线阵列接收信号时,可根据不同阵列中不同阵元相对于参考阵元接收信号的相位差来对信号到达角度进行估计。

如图 2 所示,远场信号(信号与阵元的距离足够远) $s_i(n)$ 到达各阵元的方向角相同,用 $\theta_i$ 表示。以阵元 1 作为基准点(简称参考阵元),信号到达其他阵元的时间相对于参考阵元存在延迟。令信号 $s_i(n)$ 电波传播延迟在第 2 个阵元引起的相位差为 $\tau_i$ 。若有 $p$ 个远场信号,天线阵列包含 $m$ 个阵元,则所有信号源到达不同阵元的相位可表示为<sup>[24]</sup>

$$A(\tau) = [a(\tau_1), \dots, a(\tau_p)]$$

$$= \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{-j\tau_1} & e^{-j\tau_2} & \dots & e^{-j\tau_p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ e^{-j(m-1)\tau_1} & e^{-j(m-1)\tau_2} & \dots & e^{-j(m-1)\tau_p} \end{bmatrix} \quad (1)$$

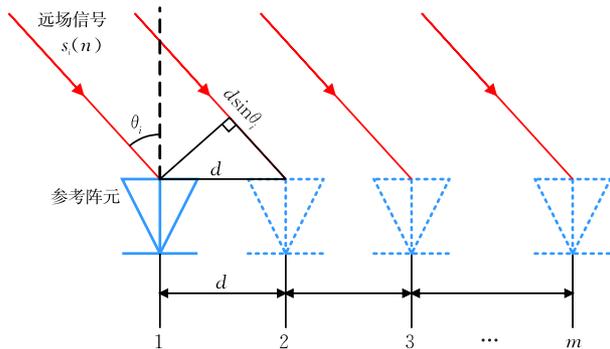


图 2 阵列天线接收信号<sup>[24]</sup>

设不同阵元上的加性观测噪声为 $e(n) = [e_1(n), \dots, e_m(n)]^T$ ,所有阵元上的接收信号可表示为

$$\mathbf{x}(n) = \sum_{i=1}^p a(\tau_i) s_i(n) + e(n)$$

$$= A(\tau) \mathbf{s}(n) + e(n) \quad (2)$$

得到接收信号矩阵 $\mathbf{x}(n)$ ,利用多信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法<sup>[24]</sup>可实现信号到达角度估计,见式(3),理论上 $P_{\text{MUSIC}}(\theta)$ 的所有峰值对应的角度便包括 $p$ 个信源反射信号的到达角度估计值 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p$ 。

$$P_{\text{MUSIC}}(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H(\theta) \mathbf{U}_N \mathbf{U}_N^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (3)$$

然而,在实际中由于环境中移动干扰物和静止干扰物的存在,同时受接收端天线数量的限制,直接利用现有的 MUSIC 算法很难将来自多个方向的信号区分开。为了获取到所想要的目标反射信号到达角度,本文选择对其他干扰信号的到达角度进行剔

除。在此动机下,本文通过借鉴文献[25]中的一个思想:来自移动目标的反射信号到达角度是一直变化的,其与来自直射信号到达角度(不变的)、来自静止物体的反射信号到达角度(不变的)是非相干的;而来自直射信号到达角度与来自静止物体的反射信号到达角度是相干的。文献[25]解决的问题根据上述思想可以提取到来自移动目标的反射信号到达角度,从而进一步对移动目标进行定位。

本文恰恰是想对环境中的已有静止目标进行定位,需要获取来自静止目标的反射信号到达角度。解决思路是先消除环境中随机出现的移动非相干信源的干扰,再消除静止相干信源(静止的障碍物)的干扰。为了达到此目的,本文对现有的 MUSIC 算法作了一定的校正,记为 M-MUSIC 算法,详见 4.2 节。

## 4 MaLoc 的设计

针对现有的被动式定位方法在勘测代价、通用性方面存在的局限性,本文根据第 3 节的理论基础,提出一个面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型及其实现系统 MaLoc,系统实现框图如图 3 所示。

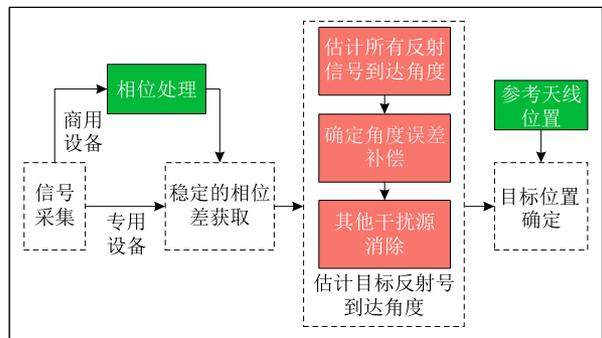


图 3 MaLoc 系统框图

下面我们详细回答 MaLoc 系统实现过程中的两个重要问题:(1)如何获取稳定的相位差?(2)如何对目标反射信号的到达角度进行高鲁棒估计?

### 4.1 获取稳定的相位差

在利用信号相位差进行定位时,保证相位差的稳定性对定位精度至关重要。然而,在商用的 WiFi 设备上采集到的 CSI 受随机噪声以及发射机与接收机之间的时钟不同步的影响,其原始相位信息很不稳定。本文试图获取并整合可用的相位信息,计算得到稳定的相位差,使其能够用于可靠的信号到达角度估计。由一系列的观测结果表明,通过对原始相位值进行一定的线性变换,可以去除随机相位偏移量的重要组成部分。

具体地,第  $j(j=1,2,\dots,30)$  个子载波的观测相位值  $\zeta_j$  可以表示为

$$\psi_j = \zeta_j - 2\pi \frac{k_j}{N} \delta + \alpha + \chi \quad (4)$$

其中,  $\psi_j$  表示真实相位值,  $\delta$  表示接收端的时钟偏移,  $\alpha$  表示未知的相位偏移量,  $\chi$  表示测量噪声.  $k_j$  表示第  $j$  个子载波的编号(在 IEEE802.11n 中取值在 -28 到 28 之间),  $N$  是快速傅里叶变换采样数(在 IEEE802.11a/g/n 中等于 64).

为了减小随机噪声的影响,本文在原始相位上执行一个线性变换<sup>[26]</sup>. 关键思路是通过结合整个频带上的相位,来消除  $\delta$  和  $\alpha$ . 在此,定义  $a$  和  $b$  两个变量:

$$a = \frac{\psi_{30} - \psi_1}{k_{30} - k_1} = \frac{\zeta_{30} - \zeta_1}{k_{30} - k_1} - \frac{2\pi}{N} \delta \quad (5)$$

$$b = \frac{1}{30} \sum_{j=1}^{30} \psi_j = \frac{1}{30} \sum_{j=1}^{30} \zeta_j - \frac{2\pi\delta}{30N} \sum_{j=1}^{30} k_j + \alpha \quad (6)$$

因为子载波频率是对称的,所以  $\sum_{j=1}^{30} k_j = 0$ , 即  $b$  可以

表示为  $b = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \zeta_j + \alpha$ . 从观测相位  $\zeta_j$  中减去线性项  $ak_j + b$ , 即获得了真实相位值的线性组合见式(7), 本文将此线性组合当作真实相位的特征值. 其中随机相位偏移量已经被消除(如果忽略很小的测量噪声  $\chi$ ).

$$\zeta_j - ak_j - b = \psi_j - \frac{\psi_{30} - \psi_1}{k_{30} - k_1} k_j - \frac{1}{30} \sum_{j=1}^{30} \psi_j \quad (7)$$

图 4 展示了处理前后的相位分布,可见处理后的相位分布相对稳定集中,这与预期结果相同. 尽管本文不能声称处理结果就是实际准确的相位,但是本文确实获得了可用有效的真实相位的特征值. 利用此特征值计算得到的相位差也是相对稳定的.

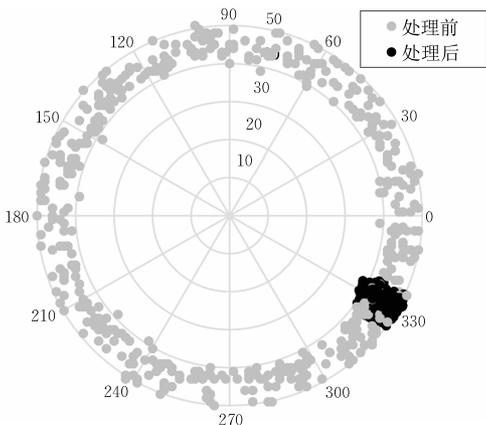


图 4 相位处理结果

在 USRP 上获取的相位则是比较稳定的,本文

对其未做额外处理.

## 4.2 估计目标反射信号到达角度

利用相位差估计目标反射信号到达角度时, MUSIC 是常用的一种解决方法. 然而当环境中存在大量的干扰源时,直接用 MUSIC 会面临两个问题: (1) 不同时刻估计的同一信源反射信号到达角度估计存在差异; (2) 目标与其他干扰源的反射信号到达角度无法区分. 为了解决这些问题,我们对 MUSIC 进行校正,得到 M-MUSIC 算法. 首先确定角度误差补偿,对到达角度对随时间变化发生的偏移进行消除;其次对其他干扰源(包括静止干扰源和移动干扰源两种)进行消除,以获得目标反射信号的到达角度. 详细步骤如下:

(1) 确定角度误差补偿. 图 5 描述了目标出现前后用 MUSIC 算法进行的空间谱估计结果.

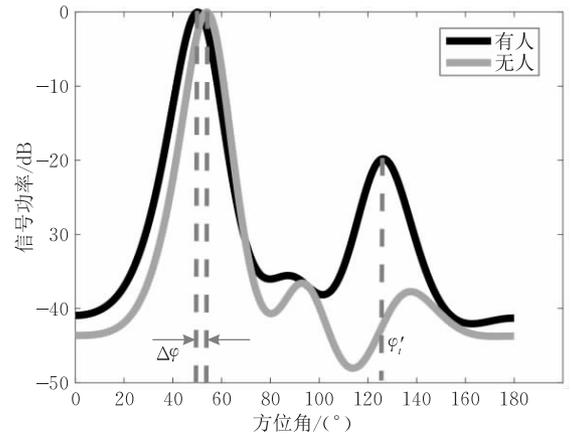


图 5 有、无目标的反射信号空间谱

其中  $\varphi_i$  对应的角度即为目标相对于某一阵列参考阵元的角度.  $\Delta\varphi$  指角度误差补偿,即同一反射源在不同时刻的到达角度估计偏移. 该偏移会影响定位的精度.

为了保证定位精度,本文引入角度误差补偿对目标到达角度估计结果进行校准. 我们以固定的干扰源方向角作为基准点确定角度误差补偿,具体计算如下:

首先分别求取两个方位角数组中的最大值,无目标条件下的反射信号强度最大的方位角  $\varphi_{\max}^1$  和目标出现时反射信号强度最大方位角  $\varphi_{\max}^2$ , 我们把两者的差值作为角度误差补偿  $\Delta\varphi$ , 见式(8)

$$\Delta\varphi = \varphi_{\max}^1 - \varphi_{\max}^2 \quad (8)$$

本文将初步估计出的目标的波达角  $\varphi_i'$  加上二分之一角度误差补偿,作为最终的估计结果  $\varphi_i$ , 见式(9)

$$\varphi_i = \varphi_i' + \frac{\Delta\varphi}{2} \quad (9)$$

(2) 消除移动非相干信源干扰. 如图 6(a)所示, 从  $t_{start}$  时刻到  $t_{end}$  时刻, 移动信源从 A 点移动到 B, 在这两个时刻之间, 接收端估计到的移动信源反射信号到达角度是变化的, 而静止信源反射信号到达角度不变. 因此本文对不同时间段的反射信号到达角度进行估计, 见式(10). 根据反射信源的反射信号到达角度是否随时间发生变化, 可将静止信源和移动新源区分开.

$$P_{MUSIC}(\theta, t) = \frac{1}{a^H(\theta, t) U_N U_N^H a(\theta, t)} \quad (10)$$

其中,  $t = \frac{\tau}{2\pi f}$  为反射信号到达时间.  $\tau$  为信号的相位,  $f$  为信号的频率. 移动信源的到达角度在  $\theta_{t_{start}} \sim \theta_{t_{end}}$  之间变化. 通过排除  $\theta_{t_{start}} \sim \theta_{t_{end}}$  之间的角度, 即剩下所有静止信源的反射信号到达角度. 本文在实验中通过分析移动干扰源对定位精度的影响来对此方法的可行性进行验证;

(3) 消除静止相干信源干扰. 受接收端天线数量(本文在 WiFi 设备下用 3 根; USRP 下用 4 根)的限制, 接收端的空间分辨率有限, 很难将多个相干信源的反射信号到达角度区分开. 本文为了得到准确的目标反射信号到达角度, 通过对环境中的静止相干信源进行解相干处理来提高接收端的空间分辨率. 详细步骤如下:

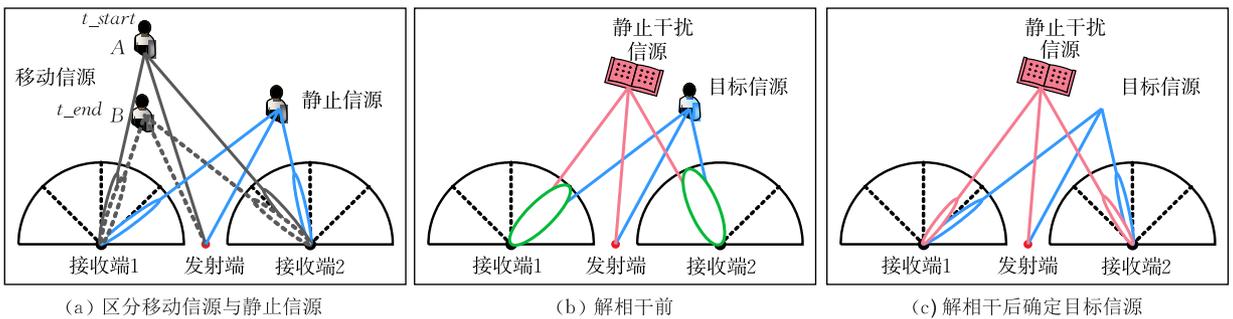


图 6 消除移动干扰信源和静止干扰信源

要实现基于到达角度的定位, 一种方法是将到达角度与目标和发射端的距离结合进行位置估计, 另一种方法是利用到达角度和参考阵元的位置来进行位置估计. 然而由于电信号的传输速度很快, 在短距离内很难精准获得传播时间进而确定距离. 所以本文采用第二种方法来进行目标定位.

## 5 真实场景实验验证

本节将展开大规模真实实验, 其目的在于回答以下两个问题: (1) 提出的 MaLoc 模型是否对商用

首先将接收信号矢量经过正交变换得到的协方差矩阵  $\mathbf{R}$  修正为 Toeplitz 矩阵, 令  $\mathbf{I}_v$  为反向单位矩阵, 见式(11)

$$\mathbf{I}_v = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \cdots & 1 \\ 0 & \cdots & 1 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix}_{M \times M} \quad (11)$$

矩阵  $\mathbf{R}_x$ , 见式(12)

$$\mathbf{R}_x = \mathbf{R} + \mathbf{I}_v \mathbf{R}^* \mathbf{I}_v \quad (12)$$

然后对  $\mathbf{R}_x$  进行奇异值分解, 见式(13)

$$[\mathbf{N}, \mathbf{S}, \mathbf{U}] = \text{SVD}(\mathbf{R}_x) \quad (13)$$

最后将  $\mathbf{N}$  作为  $U_N$  代入式(3), 估计反射信号的到达角度. 解相干前后的到达角度估计结果如图 6(b)、(c)所示. 通过将有目标和无目标情况下的估计结果进行对比即可剔除静止相干干扰信源反射信号的到达角度. 当目标与静止干扰源处于相同方向时, 有可能会出现测量盲点. 当障碍物是弱反射体时, 那么目标出现在相同方向上时, 估计出的反射信号到达角都对应的谱峰会大大高于无目标情况下的. 因此, 我们仍然可以确定目标的反射信号到达角度. 而当障碍物是强反射体时, 要避免出现盲点, 只能通过部署多个接收设备来解决. 因此, 本文在实验中针对接收端的个数对定位精度的影响进行了分析验证.

WiFi 设备和专用设备下采集的电信号分析都有效? (2) 提出的 MaLoc 模型是否适用于干扰源分布密集程度不同的环境?

### 5.1 实验设置

#### 5.1.1 实验环境

为了有效评估 MaLoc 在干扰源分布密集程度不同环境下的定位性能, 本文选择三种真实场景进行实验: (1) 室外空旷环境, 如图 7(a)所示, 收发设备的水平高度为 1.1m; (2) 室内多径稀疏环境, 如图 7(b)所示, 收发设备的水平高度为 1.1m; (3) 室内多径丰富环境, 如图 7(c)所示, 收发设备的水平高度为 0.75m.

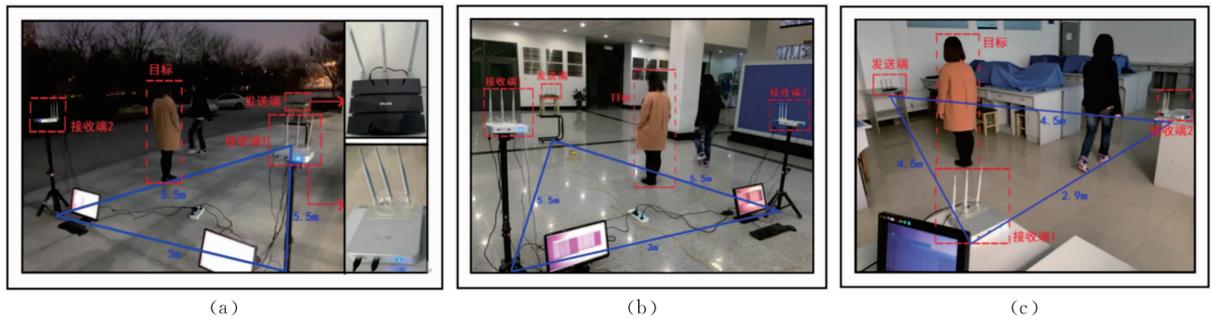


图 7 真实实验环境与设备示意

### 5.1.2 实验设备

为了验证模型的通用性,本文分别在商用的 WiFi 设备和软件无线电实验平台下进行实验。

(1) 商用设备. 发射端为现有的 WLAN 设备 (TL-WR2041N 300M 三天线无线路由器), 接收端使用 Intel 5300 网卡 (有三根接收天线, 增益为 3 dBi);

(2) 软件无线电设备. 发射端用北京海曼公司开发的 USRP, 产生频率为 2488 MHz 的无线电信号 (正弦信号), 发射天线 (型号 WA5VJB) 为 850 MHz 至 6.5 GHz 的对数周期定向天线, 增益为 5~6 dBi. 接收端用四天线阵列和示波器相连, 接收天线工作频率为 2.4 GHz 全向天线, 增益为 3 dBi.

本文默认的接收端个数为 2, 移动干扰目标数为 1.

### 5.1.3 对比方法

本文为了验证 MaLoc 定位模型的有效性和可行性, 将 MaLoc 模型与基于指纹匹配的定位方法 RASS<sup>[4]</sup>, 基于模型计算的定位方法 LCS<sup>[27]</sup> 在三种场景下的定位精度进行比较。

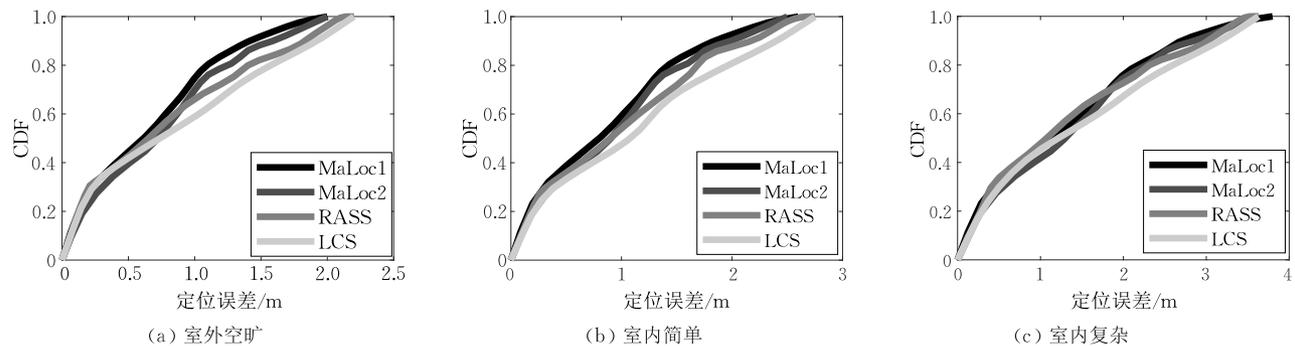


图 8 三种场景下的定位误差分布

### 5.2.2 接收端个数和移动干扰目标个数对定位精度的影响

为了研究接收端个数和环境中移动干扰目标个

## 5.2 实验结果分析

### 5.2.1 验证 MaLoc 模型的有效性

为了验证本文提出的 MaLoc 定位模型的有效性, 本节将该模型分别在两种不同实验平台, 三种干扰源分布密度不同环境下的定位精度与传统的两种方法 RASS 和 LCS 进行对比. 为方便描述, 现将工作在 USRP 和商用 WiFi 设备平台上的 MaLoc 模型分别记为 MaLoc1 和 MaLoc2, 对比结果如图 8 所示. 从图中可以看出, 随着环境的逐步复杂化, 四种定位方法的精度逐步降低 (中值误差大约由 0.75 m 到 1 m, 再到 1.5 m 左右变化), 并且本文的定位模型的精度由略高于传统方法的精度, 逐步变化到向传统方法的精度靠拢. 除此之外, 还可以看出本文定位模型在两种不同实验平台下的定位误差基本相近, 可见本文对商用设备下的信号不稳定相位进行处理对保证定位精度起到了关键性的作用. 综上充分表明了本文定位模型的有效性. 由该模型在不同设备下的定位精度相近这一特性决定了其可被运用到实际中的多重应用场景, 而不是仅适用于某种特殊的应用。

数对 MaLoc 定位精度的影响, 本节通过以下两个扩展实验来对此进行分析: (1) 移动干扰目标个数取默认值 1, 将接收端个数从 2 增加到 5; (2) 接收端个

数取默认值 2,将移动干扰目标个数从 1 增加到 4.

定位结果分别如图 9 和图 10 所示. 两幅图中共同的地方体现在:定位精度随着环境的复杂化逐渐降低,主要是由于环境中静止干扰源的个数越多,会对目标反射信号到达角度估计的影响越大,

导致定位误差越大. 同时可以看出, MaLoc 在 USRP 下的定位精度要高于在商用 WiFi 设备下的定位精度,但是相差不超过 0.25 m,可见本文对商用设备下的不稳定相位进行处理有效提高了其定位性能.

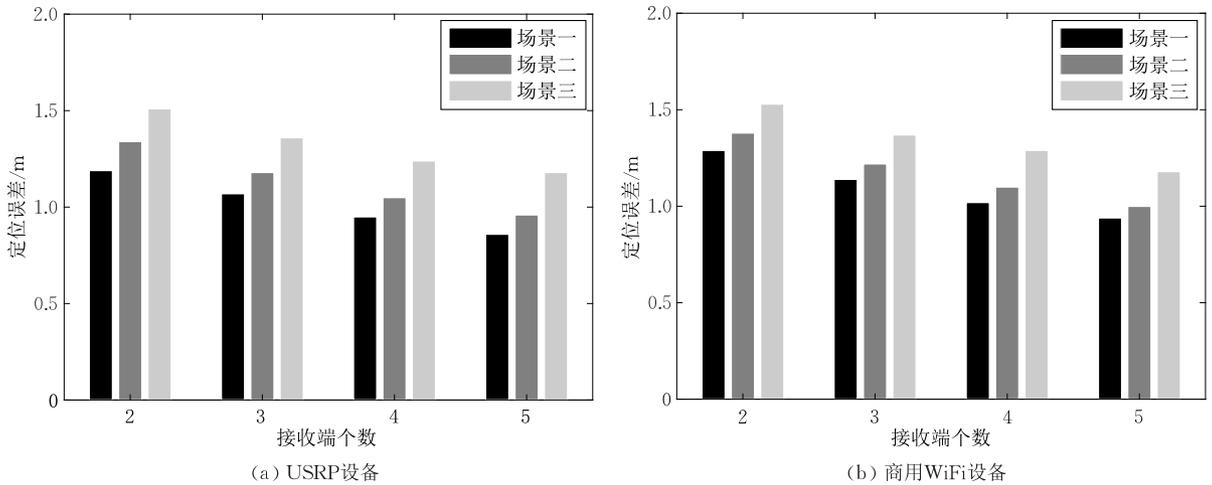


图 9 不同接收设备数下的定位误差分布

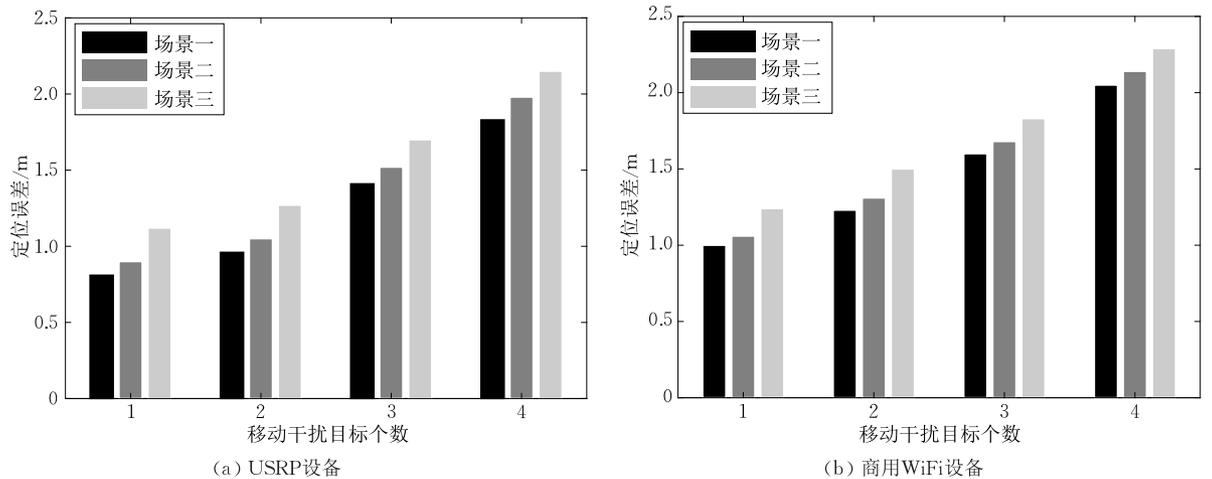


图 10 不同移动干扰目标数下的定位误差分布

两幅图中不同的地方体现在:随着接收端个数增加,定位精度提高,可见结合多次定位的结果可有效缓解因某次定位偏差大(比如测量盲点)导致整体定位精度降低的问题. 而随着环境中移动干扰目标个数的增加,定位精度降低,此结果是由于移动干扰目标出现会导致接收端对目标反射信号的到达角度分辨能力减弱,最终导致定位精度降低.

### 5.2.3 到达角度估计误差分析

图 11 展示了不同实验平台下的目标反射信号到达角度估计的误差分布. 从图中可以看出,环境越复杂,到达角度与距离的估计误差越大. 其中,在专用 USRP 平台下,三种场景下的到达角度估计的中

值误差分别为  $8^\circ$ 、 $10.05^\circ$  和  $12.5^\circ$ . 在商用 WiFi 平台下,三种场景下的到达角度估计的中值误差分别为  $10.4^\circ$ 、 $12.6^\circ$  和  $13.79^\circ$ . 两种平台下的到达角度估计误差相差甚微. 由此可见,本文对商用设备下采集的信号相位校准方法有效缓解了原始相位不稳定性带来的影响.

## 6 总 结

本文以被动式目标定位为研究背景,针对现有的被动式定位方法为保证定位精度而存在的以下问题:要么需要大规模训练学习从而导致勘测代价大,

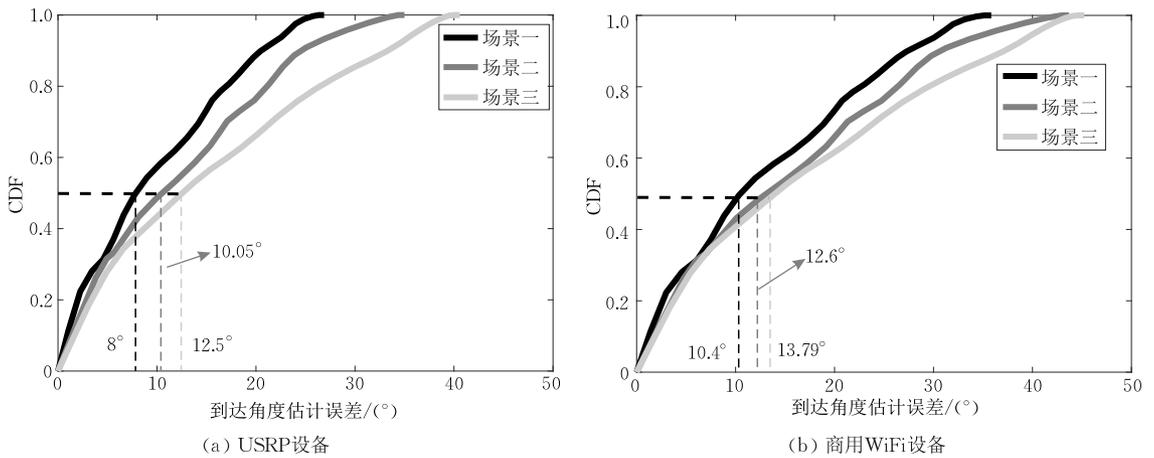


图 11 到达角度估计误差

要么需要专用设备导致应用场景有限,提出了一个面向多重应用的高鲁棒被动式定位模型 MaLoc. 核心思想是利用天线阵列的不同阵元接收到目标反射信号的相位差信息,获取目标反射信号到达参考阵元的入射角,即到达角度,然后实现基于到达角度的定位. MaLoc 之所以面向多重应用,是因为其不限于专用设备,针对商用的 WiFi 设备下信号相位的不稳定性,本文通过对测量相位进行线性变换得到真实相位的有效特征值,从而得到稳定的相位差. 同时为了保证在复杂环境下定位的鲁棒性,本文通过对现有的 MUSIC 算法进行校正来有效消除环境中其他干扰源的影响,精确获得目标反射信号的到达角度. 最后通过实际环境下的多种实验验证了本文提出的 MaLoc 定位模型的有效性和鲁棒性.

### 参 考 文 献

- [1] Vasisht D, Wang J, Katabi D. RF-IDraw: Virtual touch screen in the air using RF signals//Proceedings of the Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM). Chicago, USA, 2014, 44(4): 235-246
- [2] Yang L, Chen Y, Li X Y, et al. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Hawaii, USA, 2014: 237-248
- [3] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, et al. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi//Proceedings of the Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM). London, UK, 2015: 269-282
- [4] Liu Y, Zhao Y, Chen L, et al. Mining frequent trajectory patterns for activity monitoring using radio frequency tag arrays. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2012, 23(11): 2138-2149
- [5] Youssef M, Mah M, Agrawala A. Challenges: Device-free passive localization for wireless environments//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Montréal, Canada, 2007: 222-229
- [6] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi!//Proceedings of the Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM). Hong Kong, China, 2013, 43(4): 75-86
- [7] Ahamed S I, Talukder N, Monjur M. WiFi radar: Design and implementation of an infrastructure-less location tracking system for pervasive environment//Proceedings of the Annual International Computer Software and Applications Conference (COMPSAC). Turku, Finland, 2008: 335-338
- [8] Chetty K, Smith G, Guo H, et al. Target detection in high clutter using passive bistatic WiFi radar//Proceedings of the Annual IEEE Radar Conference. Pasadena, USA, 2009: 1-5
- [9] Falcone P, Colone F, Macera A, et al. Localization and tracking of moving targets with WiFi-based passive radar//Proceedings of the Annual IEEE Radar Conference. Atlanta, USA, 2012: 0705-0709
- [10] Liu Yun-Hao. Everything is connected to everything. China Computer Federation Communication, 2012, 8(3): 8-31 (in Chinese)  
(刘云浩. 万物相联万物生. 中国计算机学会通讯, 2012, 8(3): 8-31)
- [11] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, Miller R C. 3D tracking via body radio reflections//Proceedings of the USENIX Symposium on Network System Design and Implementation (NSDI). Seattle, USA, 2014: 317-329
- [12] Pu Q, Gupta S, Gollakota S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Miami, USA, 2013: 27-38

- [13] Wang Y, Liu J, Chen Y, et al. E-eyes: Device-free location-oriented activity identification using fine-grained WiFi signatures //Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Hawaii, USA, 2014: 617-628
- [14] Wang G, Zou Y, Zhou Z, et al. We can hear you with Wi-Fi !//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Hawaii, USA, 2014: 593-604
- [15] Zhang D, Liu Y, Ni L M. RASS: A real-time, accurate and scalable system for tracking transceiver-free objects. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2013, 24(5): 996-1008
- [16] Liu C, Fang D, Yang Z, et al. RDL: A novel approach for device-free object localization in WSN based on RSSI//Proceedings of the Annual International Conference on Communications(ICC). Ottawa, Canada, 2012: 586-590
- [17] Xiong J, Jamieson K. ArrayTrack: A fine-grained indoor location system//Proceedings of the USENIX Symposium on Network System Design and Implementation (NSDI). Lombard, USA, 2013: 71-84
- [18] Sen S, Lee J, Kim K H, Congdon P. Avoiding multipath to revive inbuilding WiFi localization//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys). Taipei, China, 2013: 249-262
- [19] Joshi K, Hong S S, Katti S. PinPoint-localizing interfering radios//Proceedings of the USENIX Symposium on Network System Design and Implementation (NSDI). Lombard, USA, 2013: 241-253
- [20] Hekimian-Williams C, Grant B, Liu X, et al. Accurate localization of RFID tags using phase difference//Proceedings of the Annual International Conference on RFID. Orlando, USA, 2010: 89-96
- [21] Wang J, Katabi D. Dude, where's my card?: RFID positioning that works with multipath and non-line of sight//Proceedings of the Annual Conference of the ACM Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM). Hong Kong, China, 2013: 51-62
- [22] Wang J, Adib F, Knepper R, et al. RF-compass: Robot object manipulation using RFIDs//Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom). Miami, USA, 2013: 3-14
- [23] Candes E J, Wakin M B. An introduction to compressive sampling. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2): 21-30
- [24] Wang Yong-Liang. Spatial Spectrum Estimation Theory and Algorithm. Beijing: Tsinghua University Press, 2004: 83-84 (in Chinese)  
(王永良. 空间谱估计理论与算法. 北京: 清华大学出版社, 2004: 83-84)
- [25] Li X, Li S, Zhang D, et al. Dynamic-MUSIC: Accurate device-free indoor localization//Proceedings of the International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing (UbiComp). Heidelberg, Germany, 2016: 196-207
- [26] Sen S, Radunovic B, Choudhury R R, et al. You are facing the Mona Lisa: Spot localization using PHY layer information //Proceedings of the Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services (MobiSys). Lake District, UK, 2012: 183-196
- [27] Wang J, Fang D, Chen X, et al. LCS: Compressive sensing based device-free localization for multiple targets in sensor networks//Proceedings of the Annual IEEE International Conference on Computer Communications (INFOCOM). Turin, Italy, 2013: 145-149



**CHEN Xiao-Jiang**, born in 1973, Ph. D. , professor. His current research interests include localization and performance issues in wireless sensing and IoT.

**CHEN Li-Li**, born in 1992, Ph. D. candidate. Her current research interests include wireless signal localization and gesture recognition.

**LI Bo-Hang**, born in 1989, M. S. His research interest is wireless signal localization.

**TANG Zhan-Yong**, born in 1979, Ph. D. , associate professor. His research interests include network and information security, software security and protection,

localization, and wireless sensor network.

**XIE Bin-Bin**, born in 1992, M. S. Her current research interests include wireless sensor network localization and gesture recognition.

**WANG Wei**, born in 1977, Ph. D. , associate professor. Her current research interests include wireless sensor networks, mobile computing.

**WANG An-Wen**, born in 1979, Ph. D. candidate, lecturer. His current research interests include wireless networks and embedded system.

**FANG Ding-Yi**, born in 1959, Ph. D. , professor. His current research interests include mobile computing and distributed computing systems, network and information security, and wireless sensor networks.

## Background

We have witnessed an ever-increasing roll-out of location-based applications, such as indoor localization, shop navigation, and elder care. In recent years, diverse technologies have developed for localization including using infrared, camera, visible light, acoustic, WiFi, and RFID. However, most previous localization systems require the target to carry additional devices, making them very limited in real-life applications.

For example, during intrusion detection, it is not realistic to require an uncooperative target to wear a device. In elderly care, the aged are reluctant to wear a wearable device or bring a mobile all the time. Given the above limitations, device-free localization technology has attracted a lot of research efforts, since it neither require users to carry any devices nor require special light or angle condition. However, the existing wireless based device-free localization methods consume extra effort to achieve high localization accuracy. Specifically, the fingerprinting based approaches require large-scale training that results in huge human effort. Moreover, the model-based approaches require dedicated devices which lead to poor universality.

In this paper, we present a robust device-free localization model called MaLoc, which does not require extensive prior learning, and can operate well under both cheap commercial devices and dedicate devices, thus it can be applied to wide applications. The intuition underlying our design is that as long as the object blocks the wireless signal coming from a

certain direction, the corresponding direction of arrival will experience a sharp drop in signal strength. By leveraging the direction of arrival information at the receiver, we are able to estimate the target's location. The main innovation of this paper involves two aspects. (1) In order to remove the phase shift of the commodity WiFi device caused by multipath and hardware noise, a linear transformation is employed to the raw phase values, then the stable phase differences are derived for the antennas. By leveraging the stable phase differences among the antenna array as well as the reference antennas, we are able to localize the target. (2) To solve the arrival angle offset problem caused by background noises fluctuations, we design an angle shift compensation strategy to calibrate the arrival angle from the target, further improving the robustness and localization accuracy. Finally, we have conducted comprehensive experiments to verify the effectiveness and robustness of MaLoc. The experimental results show that MaLoc achieves the median error of around 0.75 m and 1.5 m in the poor multipath environment and in the rich multipath environment. We believe that MaLoc will be a promising candidate in a wider range of wireless sensing applications, and the proposed model can be extended to other topics such as human gesture recognition and target trajectory tracking.

This work was supported by Project National Natural Science Foundation of China(61572402, 61672428, 61772422) and Shaanxi Innovation Team (2018TD-026).