

# 基于 LoRa 信号的行走距离和方向估计

常兆心<sup>1),3)</sup> 张扶桑<sup>2)</sup> 牛 凯<sup>1),3)</sup> 张大庆<sup>1),3)</sup>

<sup>1)</sup>(北京大学信息科学技术学院高可信软件技术教育部重点实验室 北京 100871)

<sup>2)</sup>(中国科学院软件研究所计算机科学国家重点实验室软件工程技术研发中心 北京 100190)

<sup>3)</sup>(北京大学(天津滨海)新一代信息技术研究院 天津 300450)

**摘 要** 行走追踪在真实场景中具有广泛应用,可以用于安防监控、老人看护、室内导航等场景.近年来,基于无线射频信号的非接触式行走追踪受到了研究人员的广泛关注,包括基于 Wi-Fi 信号、RFID 信号等的行走追踪系统.然而,现有的行走追踪系统依然面临感知范围小、感知设备部署稠密等问题.在本文中,我们首次将用于物联网低功耗、远距离通信的 LoRa 技术应用到非接触式的大范围行走追踪中,显著地增加了行走追踪系统的感知距离.特别地,通过利用 LoRa 网关上配置的多天线,利用两根天线上接收信号的比,可以有效地消除噪声干扰以及收发不同步带来的误差,从而进一步提升了感知范围,然后利用计算切线向量相位变化的方法准确计算原始信号中动态分量的相位变化来在估计行走距离和方向.基于此,本文提出基于 LoRa 的非接触感知系统,可以在一段自然连续的行走活动中准确地判断人的动静状态并切割出行走片段,进而计算出行走的距离和方向,实现人的行走追踪.实验验证了系统计算行走距离和方向的准确性和实时性,其中距离计算的平均误差为 3.8%,准确判断行走方向所需时间为 0.7 s.

**关键词** 行走追踪;远距离感知;穿墙感知;LoRa;非接触感知

**中图法分类号** TP393 **DOI号** 10.11897/SP.J.1016.2021.00999

## Walking Distance and Direction Estimation Using LoRa Signal

CHANG Zhao-Xin<sup>1),3)</sup> ZHANG Fu-Sang<sup>2)</sup> NIU Kai<sup>1),3)</sup> ZHANG Da-Qing<sup>1),3)</sup>

<sup>1)</sup>(Key Laboratory of High Confidence Software Technologies, Ministry of Education,  
School of Electronics Engineering and Computer Science, Peking University, Beijing 100871)

<sup>2)</sup>(State Key Laboratory of Computer Sciences, Institute of Software, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190)

<sup>3)</sup>(Peking University Information Technology Institute (Tianjin Binhai), Tianjin 300450)

**Abstract** Human walking tracking is widely used in many real applications, such as security monitoring, elderly care and indoor navigation. In recent years, RF based contactless human walking tracking has attracted much attention from researchers, including Wi-Fi based or RFID based human walking tracking system. However, existing sensing systems face some serious problem, such as short sensing range, dense device deployment and weak through-wall sensing capability. In this paper, we are the first to explore LoRa, originally used for low-power and long-distance communication in Internet of Things (IoT), to track human walking at a long distance in a contactless way. This new sensing method can significantly increase the sensing range of the system. Particularly, we exploit the multiple antennas equipped on LoRa gateway, and propose to utilize ratio of the received signals from multiple antennas. This proposed division operation

收稿日期:2019-12-09;在线发布日期:2020-05-06. 本课题得到国家自然科学基金(61802373)、国家重点研发计划(2016YFB1001200)、中国科学院青年创新促进会(2020109)、北大百度基金资助项目(2019BD005)和北京大学-南洋理工大学合作基金资助. 常兆心, 硕士研究生, 主要研究方向为移动计算和智能感知. E-mail: czx97@pku.edu.cn. 张扶桑(通信作者), 博士, 副研究员, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为普适计算、移动计算和智能感知. E-mail: zhangfusang@iscas.ac.cn. 牛 凯, 博士研究生, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究方向为普适计算和智能感知. 张大庆(通信作者), 博士, 教授, 中国计算机学会(CCF)会员, 主要研究领域为普适计算、情境感知计算、移动计算和智能感知. E-mail: dqzhang@sei.pku.edu.cn. 与本文相关的实时追踪系统演示视频链接为 <https://www.bilibili.com/video/BV1k64y1M7fu/>.

can effectively remove the signal noise and cancel out the random phase offsets, and further increase the sensing range. Then, the phase change of the dynamic component in the original signal is calculated accurately by calculating the phase change of the tangent vector to estimate the walking distance and direction. Thus, we propose the LoRa based contactless sensing system, which can accurately determine the motion status of the human target and segment the walking activity in the continuous signal. Then, the distance and direction of walking can be accurately calculated to achieve the human walking tracking. Experimental results demonstrate the accuracy and robustness of the system. Our system achieves an average error of 3.8% in walking distance estimation and can reliably detect walking direction with 100% accuracy for a latency of 0.7 s.

**Keywords** human walking tracking; long range sensing; through-wall sensing; LoRa; contactless sensing

## 1 引 言

室内行走追踪由于其在室内导航、安防监控、智慧医疗和智能家居等场景中的应用而受到了工业界和学术界的广泛关注。近年来,研究人员提出了基于可穿戴设备的方法<sup>[1-2]</sup>、基于计算机视觉的方法<sup>[3-4]</sup>和基于无线射频信号的方法<sup>[5-6]</sup>等用于室内行走追踪的技术。基于可穿戴设备的方法需要被监测者时刻穿戴传感器设备,这使得追踪系统在一些场景中无法正常工作,例如,在智能安防的场景中,入侵者往往不会携带专用的追踪设备;在智能家居中,用户不愿意长时间穿戴设备等。基于计算机视觉的方法解决了用户需穿戴设备的问题,但这类方法面临着视线遮挡、隐私问题和部署量大、成本高等问题。

基于无线射频信号的方法由于其在成本、易用性、普适性等方面的优势,已经成为了研究热点。利用无线射频信号进行行走追踪等感知应用的基本原理是:发射端产生的无线信号经过环境中的多条路径传播,在接收端接收的叠加信号中携带了反映环境特征的信息,那么就可以从接收信号中反演出信号的传播环境,包括人的位置、活动等。特别地,根据由人行走导致的动态路径变化可以恢复出人的行走轨迹。基于以上原理,近年来,多种无线射频信号均被用于构建室内行走追踪系统,包括 Wi-Fi<sup>[5,7]</sup>、RFID<sup>[8-9]</sup>、连续波雷达(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)<sup>[6,10]</sup>和毫米波<sup>[11-12]</sup>等。然而,以上各种基于无线射频信号的方法均面临一个严重的问题,即感知范围较小。例如,虽然 Wi-Fi 的室内通信传输距离能够达到 20~50 m,但是由于物体对信号的反射效应较弱,其感知距离仅有 3~6 m。除

此之外,现有的基于无线射频信号的行走追踪系统往往无法在检测目标与设备之间隔墙的场景下工作。因此,基于无线射频信号的远距离、可穿墙的行走追踪技术仍然缺失。

近年来,一种基于低功耗广域网(Low-Power Wide-Area Network, LPWAN)的通信技术——LoRa<sup>①</sup>,因为其功耗低、传输距离远和易部署的特点,在物联网通信领域得到了广泛应用。在城市场景中,LoRa 的传输距离可达到几千米;在乡村场景中,其传输距离可达到 10 km 以上<sup>[13-14]</sup>。LoRa 信号工作在 ISM(Industrial Scientific Medical)频段,且造价很低(每个模块约 \$5~15)。在亚洲和欧洲的许多国家,基于 LoRa 的物联网系统正在被广泛部署。在美国,Smetch 公司宣布在未来五年内,LoRa 将在 10 个城市被部署<sup>②</sup>,节点数量将达到一百亿个<sup>③</sup>。到目前为止,LoRa 已经在诸多场景中得到应用,包括环境监测<sup>[15]</sup>、设备管理<sup>[16]</sup>、智能建筑<sup>[17]</sup>、车辆追踪<sup>[18]</sup>和智慧农业<sup>[19]</sup>等。然而,目前的工作都是基于实现通过 LoRa 进行传感器数据传输,还没有工作将 LoRa 远距离传输的特性用于行走轨迹追踪等非接触式感知系统。作为基于 LoRa 信号进行非接触式感知的早期探索性工作,在本文中我们对如何利用 LoRa 信号进行非接触感知进行了原创性建模,第一次揭示了 LoRa 信号相位变化和物体运动距离、方向之间的定量数学关系。

基于我们所提出的 LoRa 信号模型,为了真正将 LoRa 信号用于人的行走轨迹追踪,我们仍需要

① <https://www.lora-alliance.org/>

② <https://investors.semtech.com/news-releases/news-release-details/semtech-and-comcasts-machineq-announce-lorawan-network/>

③ <https://technode.com/2018/03/28/alibaba-cloud-iot/>

解决两个关键问题:

(1) LoRa 采用了基于 CSS(Chirp Spread Spectrum)的调制技术<sup>[20]</sup> 编码数据, 这导致 LoRa 信号本身在时域、频域和相位上就随时间变化. 另一方面, LoRa 节点和网关的时钟不同步, 会给接收信号的相位造成随机性. 而在感知中我们需要利用的仅是人对信号的影响, 因此我们需要消除 LoRa CSS 调制和时钟不同步对原始信号的影响.

(2) 真实场景中无线射频信号的多径传播环境很复杂, 而我们需要从复杂的原始信号中提取出和人的行走追踪相关的信息, 即准确地得到由人行走导致的动态路径的变化情况.

在本文中, 我们基于两个基本观察提出对上述两个问题的解决方案:

(1) LoRa 网关使用双接收天线, 两根天线共用一个时钟源, 能够做到时钟同步, 并且由于两根天线在空间位置上距离较近, 可以认为两根天线上由人反射造成的动态路径长度只差一个小量. 根据这一观察, 我们实现了基于求信号比的方法, 即对两根天线收到的复数信号做除法, 来消除基带信号和时钟不同步对接收信号的影响.

(2) LoRa 网关在接收信号时的采样率较高, 这使得我们有机会获得比较准确的接收信号切线向量. 切线向量的变化体现了接收信号中的人引起的分量的变化, 因此根据切线向量的变化可以反推出人的行走距离和方向. 为此我们实现了基于求切线向量及其相位变化的方法, 来计算人的行走参数.

综上, 本文提出了一种基于 LoRa 信号的远距离行走追踪系统, 该系统只需要一对相邻放置的 LoRa 节点和网关即可实现在走廊中人的动静判断和行走轨迹追踪. 本文的主要贡献为:

(1) 对如何利用 LoRa 信号进行非接触感知进行了建模, 揭示了 LoRa 信号相位变化和物体运动距离、方向之间的定量数学关系.

(2) 根据 LoRa 感知模型所揭示的性质, 结合 LoRa 网关的多天线设计, 提出消除相位偏移的信号比计算方法和精确估计相位变化的切线向量计算方法, 实现了高精度的行走距离和方向估计.

(3) 基于所提感知原理和技术, 实现了一个在 30 m 长走廊中的远距离行走追踪系统, 在不同感知距离下, 平均误差为 6.8 cm, 并能够准确判断人在不同房间行走的路径.

本文在第 2 节介绍相关工作; 然后在第 3 节中, 详细介绍系统各模块的实现, 包括求信号比和切向量相位变化的理论基础及其在行走路径计算中的

应用; 接着在第 4 节, 我们将从距离计算准确率和方向判断准确实时性两个角度用实验充分评估系统性能; 最后, 我们将在第 5 节中总结全文内容.

## 2 相关工作

基于无线射频信号的非接触式人体感知以其非侵扰、易用性、普适性的优势取得了快速发展, 涌现出了大量的应用, 包括室内定位、活动识别等. 与本文相关的工作可以分为两类, 分别是: (1) 基于 LoRa 的通信和感知技术; (2) 基于其它无线射频信号的感知技术.

基于 LoRa 的通信和感知技术: 已有关于 LoRa 的工作主要关注如何在物联网中实现远距离数据通信. Hossain 等人<sup>[21-22]</sup> 实现了在设备看护中心中基于 LoRaWAN 传感网络的人体活动监测和传感数据传输. LoRaMote<sup>[23]</sup> 系统在人的手臂上固定一条绑带, 并放置一系列传感器用于监控人的健康状况. Ke 等人<sup>[17]</sup> 在窗户、走廊和屋顶上部署 LoRa 节点形成网络, 用于校园监控. Sommer 等人<sup>[16]</sup> 在工厂车间中部署 LoRa 节点, 用于收集并传输工业数据. 这些工作仅关注了 LoRa 网络的远距离通信特性. 仅有少量工作关注将 LoRa 信号用于感知. Islam 等人<sup>[24]</sup> 的研究利用 RSSI 测距原理实现基于 LoRa 的室内定位, 实现了比基于 Wi-Fi 和低功耗蓝牙 (Bluetooth Low Energy, BLE) 的室内定位系统更加稳定的性能. 但是现有基于 RSSI 的测距方法需要人在身上佩戴 LoRa 节点, 会给人带来不方便, 且需要大量节点. 另一方面, 基于 RSSI 的测距方法主要使用统计的方法, 没有理解利用 LoRa 信号感知的本质, 对于信号的利用比较粗糙, 因此精度不高, 定位的平均误差为 1.19 m<sup>①</sup>. Nandakumar 等人<sup>[24]</sup> 实现了利用多波段反向散射技术实现了亚厘米级别的对设备的定位. 与这些工作相比, 本文的工作关注利用现有的 LoRa 设备对人体行为进行非接触式感知.

其它无线射频信号的感知技术: 许多无线信号均被用于无线感知系统, 例如毫米波<sup>[25]</sup>、多普勒雷达<sup>[26]</sup>、UWB 雷达<sup>[27]</sup>、FMCW 雷达<sup>[6, 28]</sup>、商用 Wi-Fi<sup>[7]</sup>、RFID<sup>[8]</sup> 和 Zigbee<sup>[29]</sup> 等. 其中, 基于雷达的感知方法能够达到较高的精度, 但需要专用的硬件设备并且成本较高. 对于基于 RFID 的系统, 虽然 RFID 标签很便宜, 但是 RFID 阅读器比较昂贵, 不适合大规模

① Feasibility of LoRa for Indoor Localization. <https://techreports.cs.unc.edu/papers/17-004.pdf>

部署. 而 Zigbee 往往需要部署大量的设备, 所以发展缓慢. Wi-Fi 以其低成本、普适性的优势快速发展起来. Adib 等人<sup>[7]</sup>最早使用专用平台发射的 Wi-Fi 信号实现人体的追踪, 而 Pu 等人<sup>[12]</sup>最早使用 Wi-Fi 信号识别 9 种常见手势. 随后, 一系列工作将 Wi-Fi 信号用于人体呼吸感知<sup>[30-31]</sup>、手势识别<sup>[32]</sup>和室内定位<sup>[33]</sup>等. 相比于 Wi-Fi, LoRa 可以实现更远距离的人体感知<sup>[23]</sup>. 相比于其它感知方法, 在人体大尺度活动检测中, LoRa 在远距离、硬件成本低和功耗低等方面上有明显优势.

### 3 系统设计与实现

#### 3.1 LoRaWalk 系统应用背景

本文提出的基于 LoRa 信号的远距离行走追踪系统(LoRaWalk)的主要应用场景是长走廊等狭长空间. 在这样的环境中, 基于 LoRa 的行走距离和方向估计具有丰富和实用的应用场景, 如智能灯控和入侵检测等. 在智能灯控场景中, 传统的红外感应或声控感应都需要在走廊中部署大量节点; 在入侵检测场景中, 传统的摄像头方案为了解决盲区问题需要在长走廊中部署多个设备, 但仍然会面临光线不足等问题. 对于这些场景, 基于 LoRa 的系统由于其

感知距离远可以做到仅使用一对设备就可以覆盖整个走廊.

#### 3.2 LoRaWalk 系统概述

图 1 展示了基于 LoRa 信号的远距离行走追踪系统(LoRaWalk)的整体框架. 该系统能够实时监测人的动静状态, 并据此切割出人行走过程的信号片段, 根据信号片段可以计算出行走的距离和方向, 从而结合房间的相对位置关系判断出人的行走轨迹. 为了实现准确的行走轨迹追踪, 该系统主要包含以下 5 个模块:

- (1) 使用一个 LoRa 节点发射信号, 一个双天线的 LoRa 网关接收信号, 实时获得 IQ 两路信号;
- (2) 根据双天线接收的 IQ 信号, 使用相除的方法生成振幅比, 再使用 Savitzky-Golay(S-G)滤波算法对振幅比进行滤波;
- (3) 使用基于阈值的方差判断方法, 判断人的动静状态, 再据此从连续信号中切割出人行走对应的信号片段;
- (4) 利用切线向量法, 计算由于人的行走所引起的信号相位的变化, 再据此计算行走的距离和方向, 最终生成人的行走路径;
- (5) 将信号波形、实时视频、动静状态和行走路径等信息发送到前端界面进行展示.

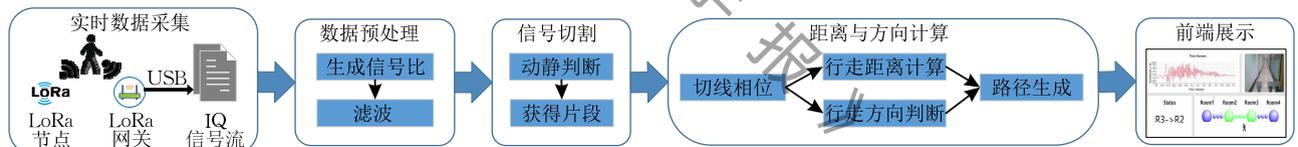


图 1 LoRaWalk 系统框架图

根据上述基于 LoRa 的行走追踪系统的步骤, 系统的输出包括人的实时动静状态和已完成的行走轨迹. 这些信息可以被用于完成更高层的人体感知任务, 例如, 使用人的实时动静信息可以实现入侵监测等功能, 使用行走轨迹信息可以实现目标持续追踪、定位等功能. 在下面的小节中, 我们将详细介绍

基于 LoRa 的远距离行走追踪系统的应用场景、各模块的实现细节及其理论基础.

#### 3.3 实时数据采集

如图 2 所示, LoRaWalk 系统包括一个 LoRa 发送端和 LoRa 接收端, 在本文的具体实现中, 发送端(图 2(a))由一个 LoRa SX1276 芯片、Arduino

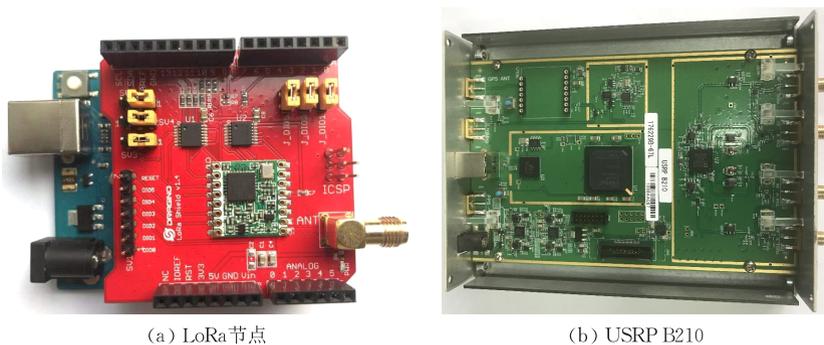


图 2 系统发送端和接收端的硬件

Uno 开发板和一根天线构成, 发送信号的中心频率设定为 915 MHz、带宽设定为 125 kHz。为了接收并解析 LoRa 信号, 接收端(图 2(b))由一个 USRP B210 和两根天线构成, 采样率设定为 1 MHz。USRP B210 通过 USB 接口与一台联想 R720 笔记本电脑(Intel Core i7 CPU、16 GB 内存)连接, 将双天线各自的 IQ 两路信号传输到 GNURadio 中, 再由 GNURadio 将数据存储到本地文件中。

### 3.4 数据预处理

在获取了双天线各自的 IQ 信号之后, 为了将信号用于人体行走的感知, 我们需要在数据预处理过程中解决两个问题:(1) LoRa 采用了基于 CSS 的调制技术, 体现为 LoRa 基带信号的频率随时间变化, 并且 LoRa 节点和网关的时钟不同步也会造成接收信号相位的随机变化, 而在感知中我们需要利用的是环境对信号的改变, 因此我们需要消除相位偏移对基带信号的影响;(2) 真实环境中, 噪声会对无线信号产生影响, 我们需要在原始信号中消除这些噪声信号的影响。在本节中, 为了解决以上两个问题, 我们将首先介绍信号建模以及信号比理论在本系统中的应用, 然后我们提出如何通过生成信号比和滤波的方式消除噪声信号成分对人体感知的影响。

#### 3.4.1 信号建模以及信号比理论的应用

我们首先对 LoRa 信号进行简要分析。LoRa 采用了基于 CSS 的调制技术, 在一个周期内, 信号频率随时间线性增长, 即:

$$f = f_c + kt \quad (1)$$

其中,  $f_c$  是中心频率,  $k$  是斜率且  $k = \frac{B}{T}$ ,  $B$  是扫频带宽,  $T$  是一个扫频周期的时间。图 3 展示了一个周期内信号的频域和时域波形。因此 LoRa 信号在复数域上可以表示为

$$\begin{aligned} S(t) &= \exp(j2\pi f_c t + j\pi k t^2) \\ &= \cos(2\pi f_c t + \pi k t^2) + j\sin(2\pi f_c t + \pi k t^2) \end{aligned} \quad (2)$$

复数信号的实部、虚部分别是 I 路、Q 路信号, 即:

$$\begin{cases} I(t) = \cos(2\pi f_c t + \pi k t^2) \\ Q(t) = \sin(2\pi f_c t + \pi k t^2) \end{cases} \quad (3)$$

基于以上对 LoRa 信号的分析, 我们对系统中发送端和接收端的信号进行建模。首先, LoRa 节点产生一个基带信号  $s(t) = e^{j\pi k t^2}$ , LoRa 节点的混频器将其调制到频率为  $f_c$  的载波上, 则发送端的信号表示为

$$Tx(t) = e^{j\pi k t^2 + j2\pi f_c t} \quad (4)$$

假设信号在传播过程中经过了  $N$  条不同的路

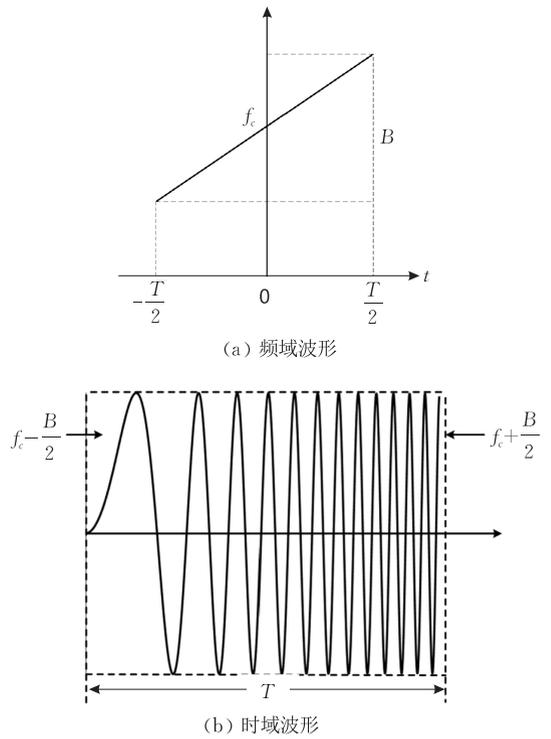


图 3 一个周期内信号的频域和时域波形

径(包括直射路径和经过环境物体反射的多条路径)到达接收端, 则接收端的信号表示为

$$\begin{aligned} Rx(t) &= \sum_{n=1}^N a_n(t) e^{j\pi k(t-\tau_n(t))^2 + j2\pi f_c(t-\tau_n(t))} \\ &= e^{j\pi k t^2 + j2\pi f_c t} \sum_{n=1}^N a_n(t) e^{-j2\pi \tau_n(t)(f_c + kt - k\frac{\tau_n(t)}{2})} \end{aligned} \quad (5)$$

其中,  $a_n(t)$  是第  $n$  条路径的衰减系数,  $\tau_n(t)$  是第  $n$  条路径的时延,  $e^{-j2\pi \tau_n(t)(f_c + kt - k\frac{\tau_n(t)}{2})}$  是第  $n$  条路径的相位变化。考虑到一个周期内  $kt$  的最大值即是扫频带宽  $B = 125$  kHz, 以及中心频率  $f_c = 915$  MHz,  $kt$  的量级约是  $f_c$  的万分之一, 根据我们的模拟和实验结果, 在相位变化一项中,  $kt$  和  $k\frac{\tau_n(t)}{2}$  相比于  $f_c$  对信号波形的影响可以忽略, 则相位变化可化简为  $e^{-j2\pi f_c \tau_n(t)}$ 。进一步, 由于接收端对信号进行解调, 即乘上  $e^{-j2\pi f_c t}$  的因子, 则在接收端实际接收的信号为

$$Rx'(t) = e^{j(\pi k t^2 + \theta_c + \theta_s)} \sum_{n=1}^N a_n(t) e^{-j2\pi f_c \tau_n(t)} \quad (6)$$

其中  $\theta_c = 2\pi(f_c - f'_c)t$  是载波频率偏移(Carrier Frequency Offset, CFO), 这是由发送端和接收端的时钟不同步导致的,  $\theta_s$  是采样频率偏移(Sampling Frequency Offset, SFO), 这两项频率偏移都会导致接收信号的相位随时间发生变化。

通过式(6)我们发现, 接收端接收到的信号随时间的变化可以分解为两个成分:(1) 基带信号导致

的变化,即  $e^{j(\pi kt^2 + \theta_c + \theta_s)}$  一项;(2) 多条路径导致的变化,即  $\sum_{n=1}^N a_n(t) e^{-j2\pi f_c \tau_n(t)}$  一项,其中  $\tau_n(t) = \frac{d_n(t)}{c}$ ,  $c$  是光速,  $d_n(t)$  是第  $n$  条路径的长度. 进一步,我们将多条路径划分为静态路径(包括直射路径以及由墙等静止物体造成的反射路径)和动态路径(由运动物体造成的反射路径). 对于静态路径,我们用一个静态向量来表示:  $\mathbf{H}_s = \sum_{i \in P_s} a_i e^{-j2\pi f_c \tau_i(t)}$ . 对于动态路径,我们假设只存在一条由于目标物体移动所引起的路径,可以用一个动态向量来表示:  $\mathbf{H}_d = a(t) e^{-j2\pi f_c \tau(t)}$ ,  $\tau(t) = \frac{d(t)}{c}$ . 则接收端接收到的信号可以表示为

$$R_x'(t) = e^{j(\pi kt^2 + \theta_c + \theta_s)} (\mathbf{H}_s + a(t) e^{-j\frac{2\pi d(t)}{\lambda}}) \quad (7)$$

可以看出,多径导致的信号变化项中包含了空间环境以及目标物体的信息,可以用于我们对环境以及目标的感知,而基带信号导致的变化项则是与感知无关的变量,并且会导致信号在相位上产生随机性,不利于我们将 LoRa 信号用于感知. 为了将原始信号用于感知,我们需要消除基带信号导致的信号相位偏移.

为了解决上述问题,我们观察到 LoRa 网关通常配备有两根天线. 两根天线使用同样的时钟源,因此具有同样的 CFO 和 SFO. 这使得我们有机会利用双天线消除基带信号的影响. 为了消除这一影响,我们将两根天线收到的信号进行除法操作,即

$$SR(t) = \frac{R_1(t)}{R_2(t)} = \frac{\mathbf{H}_{s1} + a_1(t) e^{-j\frac{2\pi d(t)}{\lambda}}}{\mathbf{H}_{s2} + a_2(t) e^{-j\frac{2\pi(d(t)+\Delta s)}{\lambda}}} \quad (8)$$

其中  $R_1(t)$  和  $R_2(t)$  是两根天线收到的信号,  $\mathbf{H}_{s1}$  和  $\mathbf{H}_{s2}$  是两根天线信号中的静态分量,  $a_1(t)$  和  $a_2(t)$  是两根天线信号中动态分量的衰减系数,  $\Delta s$  是由于两根天线位置不同导致的动态路径长度的不同,并且由于两根天线间的距离相对于动态路径长度非常短,  $\Delta s$  也远小于  $d(t)$ . 可以发现,由于动态路径变化而导致的信号动态分量相位变化可以表示为

$$\eta = e^{-j\frac{2\pi d(t)}{\lambda}} \quad (9)$$

令  $a = a_1(t)$ ,  $b = \mathbf{H}_{s1}$ ,  $c = a_2(t) e^{-j\frac{2\pi \Delta s}{\lambda}}$ ,  $d = \mathbf{H}_{s2}$ , 则信号比  $SR(t)$  可以写为

$$SR(t) = \frac{a\eta + b}{c\eta + d} = \frac{bc - ad}{c} \frac{1}{c\eta + d} + \frac{a}{c} \quad (10)$$

根据莫比乌斯变换的性质,信号比是原始信号关于  $\eta$  的一个分式线性变换,包括了旋转变换(如  $c\eta$  项)、平移变换(如  $c\eta + d$  项)和反演变换(如  $\frac{1}{c\eta + d}$  项). 而分式线性变换具有保圆性和保角性,所以变

换后的信号比  $SR(t)$  与原始信号  $\eta$  具有相似的性质,当原始信号  $\eta$  的相位变化  $2\pi$  时,信号比  $SR(t)$  的相位也变化  $2\pi$ ,因此  $\eta$  的相位也可以被用于感知. 我们将信号比表示为  $\eta$  的函数:

$$SR(t) = F(\eta) = F(e^{-j\frac{2\pi d(t)}{\lambda}}) \quad (11)$$

和原始信号  $R_x'(t)$  相比,信号比消除了基带信号的影响,同时保留了动态分量对信号相位的影响,可以用于感知人体的行走距离和方向.

### 3.4.2 信号比的生成和滤波

在本系统中,LoRa 网关将双天线各自收到的 IQ 两路信号通过 USB 接口传输到电脑中. 由于复数信号的实部和虚部即对应于 I 路和 Q 路信号,我们可以直接利用双天线的 IQ 信号恢复出双天线的复数信号  $R_1(t)$  和  $R_2(t)$ . 接下来,我们在复数域上将两个信号进行相除操作,即可得到信号比  $SR(t)$ . 由于原始信号中包含了多径效应以及噪声的影响,为了去除这些影响,我们使用了(S-G)滤波对生成的信号比进行平滑处理. S-G 滤波经常被用于信号的平滑、降噪,它可以在保证原始波形主要波动性不变的情况下,去除无关毛刺.

图 4 是使用 S-G 滤波前后信号比的振幅,可以看到滤波后的信号消除了噪声,而保留了信号的原始波动.

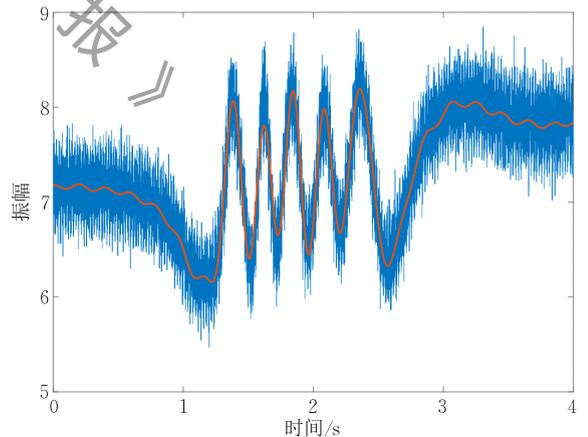


图 4 滤波前后的信号比振幅

### 3.5 信号切割

为了将信号用于人行走追踪的参数计算,我们需要从一段连续信号中切割出包含人行走的片段. 我们首先对人的动静进行判断,然后再利用时域上的上下文关系切割出人的行走片段. 为了判断人的动静,我们采用了基于方差的阈值判断方法. 在信号比的振幅上,我们以 0.5 s 为滑动窗口计算信号的方差,若方差大于阈值,则认为人处于运动状态,否则

处于静止状态. 为了保证系统的实时性, 每个滑动窗口迭代 0.25 s. 接下来, 再根据动静状态转换, 切割出人的行走片段对应的信号.

对于阈值的设定, 我们采用了动态阈值的方法. 当系统刚刚启动、环境中的无人运动时, 我们的系统会采集一段环境静止下的数据, 并且求出这段信号的方差, 将这一方差的 10 倍作为动静检测的阈值. 之后每当系统检测到环境中无人运动时, 我们再使用上述方法动态更新阈值. 为了验证这种阈值选取方法的有效性, 我们进行了如下实验. 首先保持环境处于静止状态, 我们采集了一段 5 s 的信号求其方差, 将这一方差的 10 倍作为动静判断的阈值. 接下来我们让一个实验者在走廊中行走 8 m, 该实验者行走的起始和终止时间分别为 7.5 s 和 14.5 s. 如图 5 展示了一段时间内信号的方差以及设定的阈值. 如图所示, 根据这一阈值, 我们可以判断出人运动的区间为 7.5 s 到 14.5 s, 从而验证了这种动静检测方法的有效性.

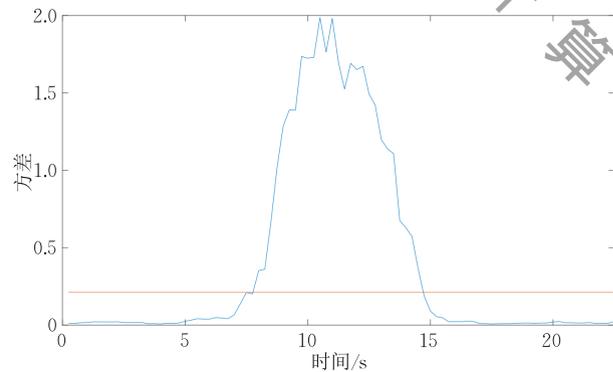


图 5 阈值的选取和动静状态的判断

### 3.6 距离和方向计算

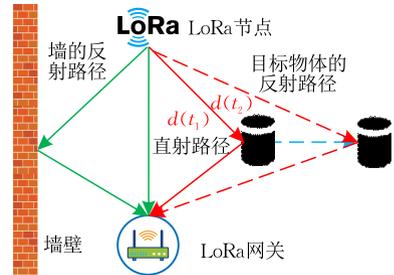
考虑到人在走廊中的行走模式, 为了对人的行走进行追踪, 主要需要两个参数: 距离和方向. 根据上文的分析, 人的行走对应于一条动态路径的改变, 这在信号中体现为动态向量分量相位的改变, 因此, 计算人行走的距离和方向, 关键在于计算动态向量的相位. 在本节中, 我们将介绍基于信号比切线相位的动态向量相位计算以及其在系统中被用于行走距离和方向计算的具体实现.

#### 3.6.1 基于信号比切线相位的动态向量相位计算

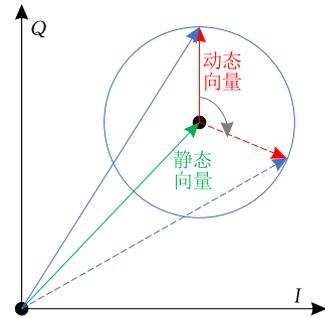
根据 3.3.1 节中对 LoRa 信号的建模, 人的走动会引起一条动态路径发生改变. 如图 6(a) 所示, 我们将有人行走的环境中的信号抽象成三条路径: 直射路径、经由墙壁和其它静止物体的静态反射路径和经由人的动态反射路径. 人沿着垂直于收发设

备之间连线 (Line-of-Sight, LoS) 的方向行走  $\Delta d$  的距离, 动态路径长度由  $d(t_1)$  改变为  $d(t_2)$ . 考虑到 LoS 的长度相对于动态路径长度很短, 可以近似认为  $d(t_2) - d(t_1) \approx 2\Delta d$ . 根据接收端信号比的表达式  $SR(t) = F(e^{-j\frac{2\pi d(t)}{\lambda}})$ , 人的这一段行走导致的信号比相位变化为

$$\Delta\phi \approx -2\pi \frac{d(t_2) - d(t_1)}{\lambda} \approx -2\pi \frac{2\Delta d}{\lambda} \quad (12)$$



(a) 信号建模



(b) 复数域上的信号比

图 6 LoRa 信号建模

如图 6(b) 所示, 我们将信号比在复数域上以向量的形式表示出来, 人行走  $\Delta d$  的距离, 导致动态向量发生角度为  $\Delta\phi$  的旋转, 也就是动态向量的相位变化了  $\Delta\phi$ . 由此可知, 只要求出了动态向量的相位变化  $\Delta\phi$ , 便可求出人行走的距离  $\Delta d$ :

$$\Delta d \approx -\frac{\Delta\phi}{4\pi} \lambda \quad (13)$$

而根据  $\Delta\phi$  的正负性, 即动态向量的旋转方向, 我们可以求出人行走的方向. 由此可见, 计算行走距离和方向的关键在于计算动态向量的相位变化  $\Delta\phi$ .

为了计算  $\Delta\phi$ , 我们需要解决一个重要问题: 我们接收到的信号是静态向量与动态向量的合成, 且静态向量是未知参数, 因此我们需要从合成向量中提取出动态向量的相位变化. 已有方法主要的解决思路是消除静态分量, 比较常见的方法是用一段时间内的信号取平均值<sup>[34]</sup> (称为平均值方法), 由于动态分量一直在围绕静态向量旋转, 因此近似可以认为动态向量被消除, 之后再原始信号减去静态分

量就得到了动态分量,即可以直接计算动态分量的相位.这种方法的关键在于默认假设了静态分量不随时间变化,否则取平均无法得到准确的静态分量.然而在实际中,静态分量是会随时间变化的.如图7所示,一堵墙和收发设备形成了一条静态路径,一个物体朝着收发设备运动,起始时刻物体没有遮挡这条路径,但是在一段时间后,物体恰好运动到这条路径上,造成这条反射路径消失,如果按照取平均值的方法,选取的时间恰好包含了这条反射路径变化的过程,那么计算出来的静态路径就是不准确的.而实际场景中,多径环境比较复杂,静态向量的变化会更加复杂,用平均的方法计算出来的也就更不准确.进一步,由于相位的计算要求比较高的精度,所以这种方法会带来较大误差.

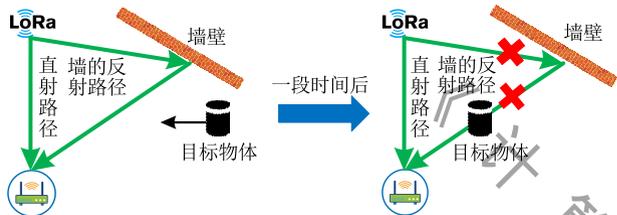
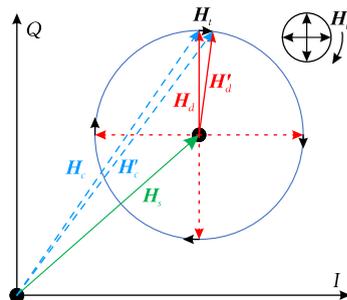


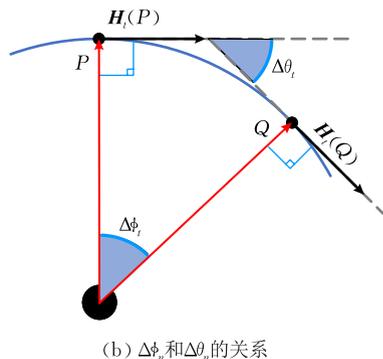
图7 静态路径的变化

为了解决以上问题,我们利用了一个关键的观察:LoRa 网关接收信号的采样率比较高,达到1 MHz,这使得我们可以获得原始向量上比较准确的切线向量.如图8(a)所示,设某一时刻  $H_d$  为动态向量、 $H_s$  为静态向量、 $H_c$  为合成向量,在下一时刻3个向量分别为  $H'_d$ 、 $H'_s$ 、 $H'_c$ ,则有  $H_c = H_d + H_s$ ,  $H'_c = H'_d + H'_s$ ,且  $H_s = H'_s$ ,故  $H'_d - H_d = H'_c - H_c$ ,也即动态向量的改变量等于合成向量的改变量.又因为  $H_d$  和  $H'_d$  是相邻两个时刻的动态向量,它们的差值  $H_t$  就是该时刻的信号的切线向量,这两个时刻相距越近,也就是说采样率越高,计算出的切线向量就越准确.而由于 LoRa 网关的采样率为 1 MHz,远大于人行走的频率,所以在本系统中可以获得比较准确的切线向量.进一步观察发现,一段时间内动态向量  $H_d$  的旋转角度和切线向量  $H_t$  的旋转角度相等,因此,我们可以利用切线向量的旋转角度即相位变化,来间接计算动态向量的旋转角度.如图8(b)所示,  $P$  和  $Q$  是相邻的两个时刻,动态向量旋转  $\Delta\phi_t$  的角度,而切线向量相位改变  $\Delta\theta_t$ ,由于  $P$  和  $Q$  两个时刻相距非常近,我们可以认为这两个角度是相等的,因此可以通过计算切线的相位变化获得动态向量旋转角度  $\Delta\phi$ .这种利用切线相位计算  $\Delta\phi$  的方法充分利用了系统采样率高、获得切线准确的特点,避开了对静

态向量本身的估计,直接对动态向量的旋转角度进行计算,提高了  $\Delta\phi$  计算的精度.



(a) 切线向量示意图



(b)  $\Delta\phi_t$  和  $\Delta\theta_t$  的关系

图8 切线向量与动态向量的关系

### 3.6.2 系统中 $\Delta\phi$ 与行走参数计算的实现

如上一节所述,计算  $\Delta\phi$  的实现关键在于切线向量相位的计算.如图9(a)所示,我们获得了滤波后的信号比片段.首先,我们计算信号比的切线向量,计算的方式为将信号比相邻两个采样点相减,相减后的结果如图9(b)所示.接下来,我们对切线向量求相位并解绕,得到切线向量的相位变化,如图9(c)所示.最后,我们将相位变化图像的首尾值相减,得到一个行走片段内切线向量的相位总变化量  $\Delta\theta$ ,根据上一小节的分析,该行走片段内动态向量的相位变化  $\Delta\phi = \Delta\theta$ .根据  $\Delta\phi$  与  $\Delta d$  的关系式,我们可以计算出行走的距离;根据  $\Delta\phi$  的正负性,我们可以判断出行走的方向.在获得了人行走的距离和方向信息之后,我们需要匹配出人的行走轨迹.为此,我们首先将各房间之间的相对位置关系存储到一张表,在获得了行走的距离和方向之后,我们将其与位置关系表进行依次比较,将最匹配的一条路径作为结果生成.针对走廊中存在间距相同的房间这一情况,我们可以采集更多人的行走数据,使用基于指纹的方法和更高级的机器学习方法,从信号的波动性中提取更高维的信息进行学习和匹配.从而区分行走距离和方向相同但距离设备远近不同的追踪,通过实验分析,我们也初步验证了方法的有效性.如图10展示的是人在距离设备两个不同远近处分别

行走 1 m 时, 信号波动性方差的统计结果, 其中一组代表人距离设备较近, 另一组代表人距离设备较远. 当人在不同距离处均行走 1 m 时, 信号波动性即方差存在显著差异, 我们据此能够简单区分人距离设备的远近. 由此可见, 基于统计的方法, 可以区分行走距离相同但远近不同的情况.

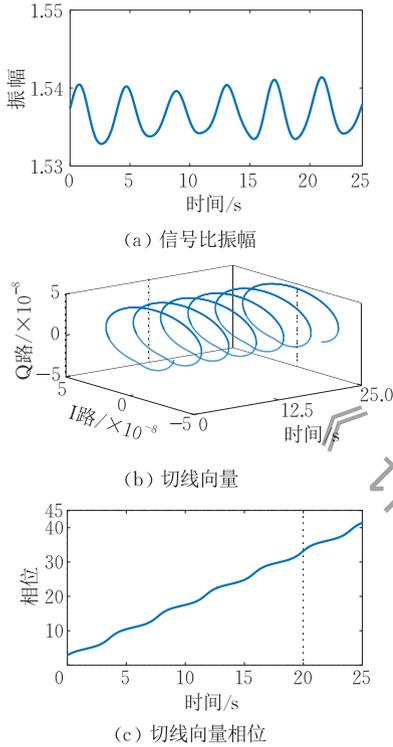


图 9 切线向量相位的计算

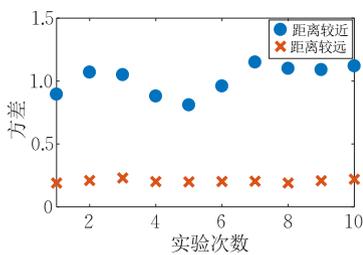
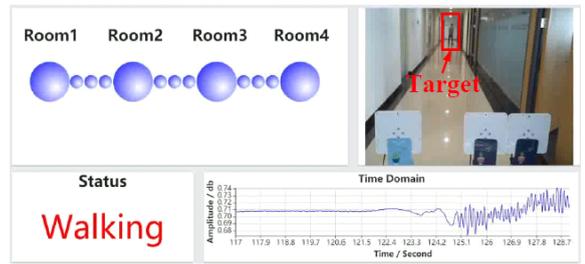


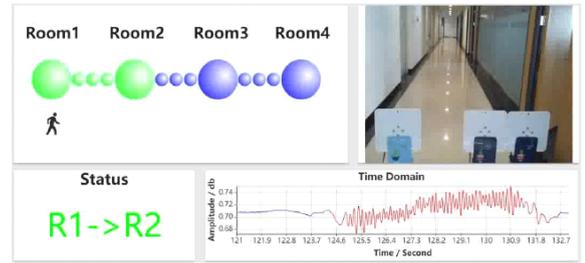
图 10 信号波动性统计

### 3.7 前端展示

最后, 我们将一段 15 s 的信号比振幅波形、实时视频、动静状态和最近一段行走的路径发送到前端进行展示, 如图 11 所示. 左上角展示刚刚完成的行走的路径, 右上角为摄像头实时记录的真实场景, 左下角展示出人当前的动静状态, 即人处于行走还是静止状态, 右下角为实时采集的信号比振幅. 当系统检测到人刚刚完成一段行走时, 前端以绿色展示出刚刚完成的行走的路径, 并以红色表示切割出来的行走信号比振幅.



(a) 用户处于行走状态



(b) 轨迹显示

图 11 前端展示界面

## 4 实验评估

为了验证系统的性能, 我们设计了两组实验. 在实验 1 中, 我们将一个人体模特放置在不同位置, 并让模特在滑轨上运动 1 m, 然后计算移动距离和方向判断的准确率; 在实验 2 中, 我们让实验者在一个真实走廊中的各个房间之间行走, 计算路径判断的准确率, 从而评估系统性能.

### 4.1 模特行走参数估计

#### 4.1.1 实验设置

如图 12(a) 所示, 我们将一个人体模特放置在滑轨上. 在模特起始位置与收发天线之间的距离为 10 m、15 m、20 m、25 m 和 30 m 处, 我们让模特每次在滑轨上精确地往返移动 1 m, 使用 LoRaWalk 系统估计模特运动的距离和方向. 每个距离处的实验重复 8 次. 实验中输入的数据是由 USRP-B210 网关的双天线采集并经由 GNURadio 存储到本地的 IQ 信号流文件.

#### 4.1.2 运动距离和方向计算精度

在上述实验设置下, 我们使用第 3 节中介绍的信号比方法和切线相位变化方法来计算动态向量的旋转角度, 进而计算模特的移动距离和方向. 实验中不同位置处的平均距离计算误差为 3.8 cm. 对于每一次运动, 系统可以在模特开始运动后 0.7 s 以内以 100% 的准确率判断出运动方向. 这说明我们的系统可以在远距离情况下准确计算运动的距离和方向.

### 4.1.3 隔墙场景下的运动距离和方向计算精度

我们在人距离收发设备 15 m 且相隔一堵和两堵墙的场景下分别重复了上一节中的实验. 在相隔一堵墙的场景下, 距离计算的误差为 4.3 cm; 在相隔两堵墙的场景下, 距离计算的误差为 4.8 cm. 系统也可以以 100% 的准确率判断出运动方向. 这进一步体现了系统的鲁棒性.

为了体现 3.6.1 节中提出的机遇切线向量的动态向量计算方法的优势, 我们将切线向量相位变化方法和采用平均值方法的性能对比. 在非隔墙场景下, 我们让实验者在距离收发设备 10~30 m 处分别行走 1 m, 再用两种方法计算行走距离. 采用切线向量的方法计算的平均误差为 6.8 cm, 采用平均值方法计算的平均误差为 9 cm. 在隔墙场景下, 我们让实验者在隔一堵墙且距离首发设备 15 m 处行走 1 m, 用两种方法计算行走距离. 采用切线向量的方法计算的平均误差为 9.8 cm, 采用平均值方法计算的平均误差为 19 cm. 可见切线向量方法性能优于平均值方法, 且在隔墙这种复杂场景下优势更显著. 这是因

为在复杂环境中静态向量随时间的变化较大, 已有取平均方法需计算静态向量, 不能准确计算出静态向量, 故误差较大. 而计算切线向量方法无需估计静态向量, 直接计算动态向量, 避免了估计静态向量带来的误差.

### 4.1.4 运动距离和方向计算精度的影响因素

人在行走过程中主要会带来两个方面的非算法误差: (a) 人体四肢的晃动及 (b) 人行走过程中速度的不均匀性. 为了分析这两个因素对行走距离估计准确率的影响, 我们用高精度滑轨控制的人体模特与真人进行了对比实验, 由此来控制实验中以上两个非算法误差, 从而评估算法的性能并分析这两个误差给距离估计造成的影响, 实验场景如图 12 所示. 我们分别让模特和人在距离收发设备 10~30 m 处行走 1 m 并计算距离准确率, 如下图所示. 模特的平均误差为 3.8 cm, 人的平均误差为 6.8 cm. 实验结果如图 13 所示. 可见以上两个非算法误差确实会给距离计算带来一定的误差, 但是并不大, 不影响对人行走距离的准确估计.

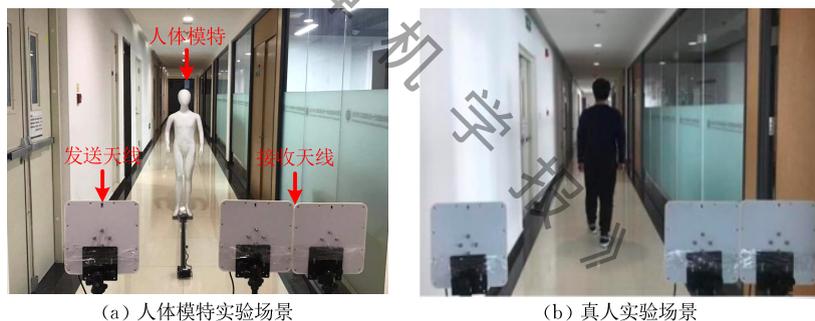


图 12 实验场景

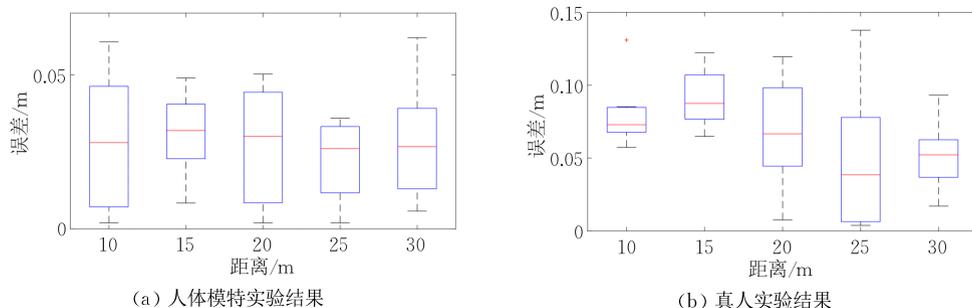


图 13 实验结果

## 4.2 长走廊中人行走路径估计

### 4.2.1 实验设置

我们选取了一个长为 35 m 的走廊, 走廊中四个房间之间的位置关系如图 14 所示. 我们将收发设备

放在走廊的一端, 从而监控人在走廊中的行走. 在实验中, 我们使用了定向天线, 天线的增益为 8 dBi、波瓣宽度为  $70^\circ$ . 定向天线可以显著减少周围无关环境的干扰, 同时可以显著增加感知的距离.

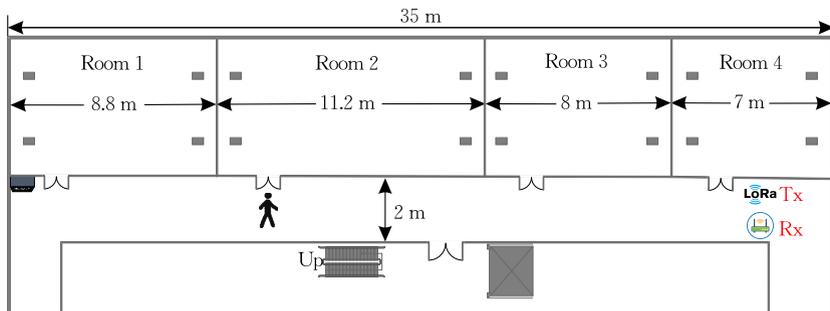


图 14 长走廊实验场景

#### 4.2.2 行走路径估计

在上述实验设置下,我们让 5 个实验者在各个房间之间连续行走并经过全部 4 个房间,我们使用 LoRaWalk 系统估计人的行走路径.图 15 展示了一个实验者在走廊中行走过程中一段时间内的信号比振幅.人的动静状态可以被准确判断,根据由切线相位计算出的行走距离和方向,系统可以进一步计算出行走的路径(如图 15 中所示,人从房间 1 走到房间 2,从房间 2 走到房间 1,再从房间 1 走到房间 3).可以看出,我们的系统可以在远距离场景下估计人的行走距离和方向,从而准确判断行走路径.我们让

5 个实验者分别在距离收发设备 10、15、20、25、30 m 处起行走 1 m 并准确记录其行走起始和终止时间,由此得到实验者的真实行走轨迹.我们再用系统对实验者的实时位置进行计算,得到计算行走轨迹.对于每一个时刻,我们计算实际位置与计算位置的差值,由此画出误差分布图.图 16(a)展示了 5 个实验者均从 20 m 处开始行走 1 m 的轨迹追踪误差分布图.图 16(b)展示了 5 个实验者从不同起点开始行走 1 m 的轨迹追踪误差分布图.对于不同实验者和不同的行走起点,系统均能以 100% 的准确率将误差控制在 15 cm 内,可见系统的准确性是很稳定的.

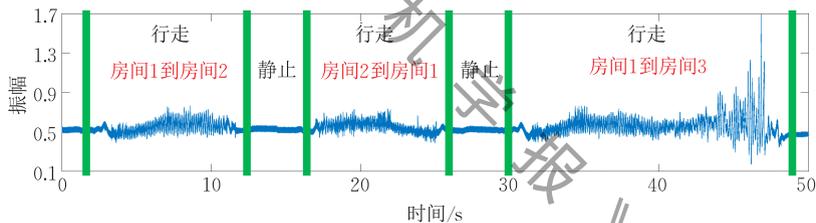
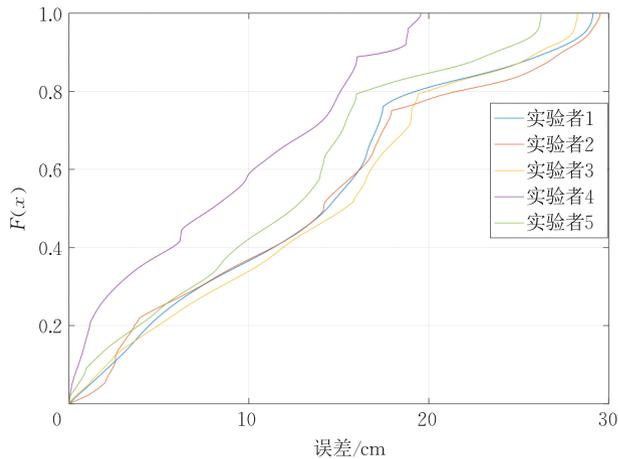
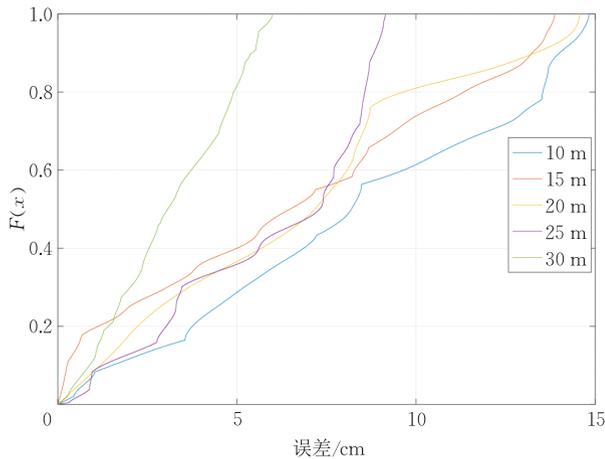


图 15 行走过程中的信号比片段



(a) 不同实验者



(b) 不同起始位置

图 16 5 个实验者行走距离计算的平均误差

### 4.3 与相关技术性能的对比如

#### 4.3.1 实验设置

在本节中,我们将 LoRa 技术与 Wi-Fi、FMCW

雷达进行对比.图 17 展示了我们在实验中使用的 Wi-Fi 和 FMCW 设备.我们使用了配备 Intel 5300 网卡的技嘉 mini-PC 作为 Wi-Fi 的发送端和接收端,

信号频段为 5.24 GHz. 我们使用配备了 RKA1203 芯片的矽杰 24 GHz 雷达作为 FMCW 设备. 在与 4.2 节的实验相同场景下, 我们分别部署了 LoRa、Wi-Fi 和 FMCW 系统, 在两方面对比了三种技术的性能: (a) 最远可感知距离; (b) 运动距离估计的准确性. 我们让人在距离收发设备不同距离处行走 1 m 来估计最远感知距离并计算行走距离估计的准确性.



(a) Wi-Fi设备

(b) FMCW设备

图 17 Wi-Fi 和 FMCW 设备

#### 4.3.2 实验结果

图 18 展示了对比实验的结果. 可见, 在同一场景下, LoRa 系统的感知距离达到了 25 m, 远高于其它技术. LoRa 系统的平均误差为 6.8 cm, 低于其它技术. 而在成本方面, LoRa 节点的价格也低于 Wi-Fi 和 FMCW 设备.

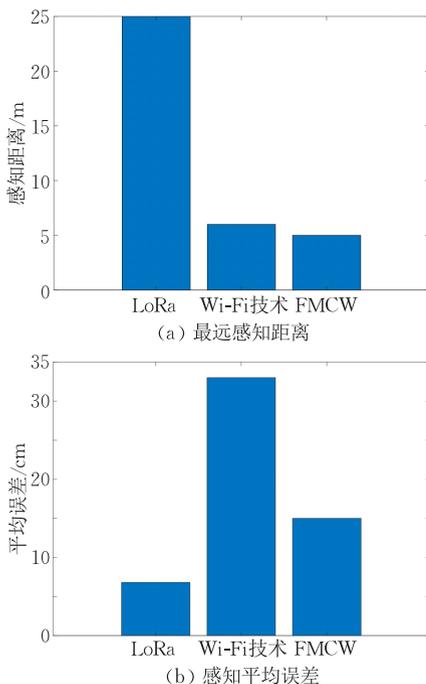


图 18 4 种技术的性能对比

#### 4.3.3 与其它 LoRa 系统的对比

相关工作中提到的基于 RSSI 的测距方法<sup>[27]</sup>和

本文提出的方法主要存在以下区别: (a) 现有基于 RSSI 的测距方法需要人在身上佩戴 LoRa 节点, 会给人带来不便, 并且需要大量节点. 而本文中提出的方法是非接触感知, 不需要人佩戴任何设备; (b) 基于 RSSI 的测距方法主要使用统计的方法, 没有理解利用 LoRa 信号感知的本质, 对于信号的利用比较粗糙, 因此精度不高, 定位的平均误差为 1.19 m.

本文中提出的方法深入分析了 LoRa 信号的性质并据此提出了一系列信号处理的方法, 充分发挥了 LoRa 信号传播距离远、抗干扰的优势, 平均误差为 6.8 cm. 与相关工作相比有更高精度.

## 5 总 结

在本文中, 我们首次利用 LoRa 信号实现了人的行走轨迹追踪. 在远距离和隔墙的场景下, 实现了行走距离和方向的准确计算. 在系统中, 我们基于信号比理论消除了原始信号的相位偏移, 并用计算切线向量相位变化的方法计算原始信号中动态分量的相位变化, 进而计算行走的距离和方向. 此外, 为了验证系统的有效性和鲁棒性, 我们从计算精度和实时性的角度验证了系统的有效性.

未来, 本文提出对基于 LoRa 信号对行走距离和方向估计方法还可以应用到多人共存的场景. 目前多人共存的场景仍然是无线感知领域中的难题, 现有思路可以基于多天线的 MIMO 技术实现多人感知. 由于 LoRa 网关也可以连接 4 根天线或者 8 根天线, 未来可以使用多天线 MIMO 技术结合我们在本文中提出的行走距离和方向估计方法进一步探索多人共存环境的感知. 而对于宽阔场地的追踪问题, 可以利用多个 LoRa 节点形成多个维度的感知路径, 进而可以追踪二维平面的物体运动, 本文对 LoRa 信号一个维度的感知信号提取, 进行了原创性的建模, 可以拓展至二维平面, 我们也将未来工作中展开说明.

## 参 考 文 献

- [1] Hardegger M, Roggen D, Troster G. 3D ActionSLAM: Wearable person tracking in multi-floor environments. *Personal and Ubiquitous Computing*, 2015, 19(1): 123-141
- [2] Yun X, Calusdian J, Bachmann E, et al. Estimation of human foot motion during normal walking using inertial and magnetic sensor measurements. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2012, 61(7): 2059-2072

- [3] Eldib M, Deboeverie F, Philips W, et al. Behavior analysis for elderly care using a network of low-resolution visual sensors. *Journal of Electronic Imaging*, 2016, 25(4): 041003
- [4] Ohnishi K, Kanehira A, Kanezaki A, et al. Recognizing activities of daily living with a wrist-mounted camera// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA, 2016: 3103-3111
- [5] Wang J, Xiong J, Jiang H, et al. Low human-effort, device-free localization with fine-grained subcarrier information. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018, 17(11): 2550-2563
- [6] Adib F, Mao H, Kabelac Z, et al. Smart homes that monitor breathing and heart rate// *Proceedings of the ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*. Seoul, South Korea, 2015: 837-846
- [7] Adib F, Katabi D. See through walls with WiFi. *ACM Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM)*, 2013, 43(4): 75-86
- [8] Wang J, Xiong J, Jiang H, et al. D-Watch: Embracing bad multipaths for device-free localization with COTS RFID devices. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2017, 25(6): 3559-3572
- [9] Hou Y, Wang Y, Zheng Y. TagBreathe: Monitor breathing with commodity RFID systems// *Proceedings of the IEEE International Conference on Distributed Computing Systems*. Atlanta, GA, USA, 2017: 404-413
- [10] Adib F, Kabelac Z, Katabi D, et al. 3D tracking via body radio reflections// *Proceedings of the Usenix Conference on Networked Systems Design & Implementation*. Berkeley, CA, USA, 2014: 317-329
- [11] Yang Z, Pathak P, Zeng Y, et al. Vital sign and sleep monitoring using millimeter wave. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2017, 13(2): 1-32
- [12] Pu Q, Gupta S, Gollakota S, et al. Whole-home gesture recognition using wireless signals. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2013, 43(4): 485-486
- [13] Augustin A, Yi J, Clausen T, Townsley W M. A study of LoRa: Long range & low power networks for the Internet of Things. *Sensors (Basel)*, 2016, 16(9): 1466
- [14] Peng Y, Shanguan L, Hu Y, et al. PLoRa: A passive long-range data network from ambient LoRa transmissions// *Proceedings of the ACM Special Interest Group on Data Communication*. Budapest, Hungary, 2018: 147-160
- [15] Liu S, Xia C, Zhao Z. A low-power real-time air quality monitoring system using LPWAN based on LoRa// *Proceedings of the IEEE International Conference on Solid-State & Integrated Circuit Technology*. Hangzhou, China, 2016: 379-381
- [16] Sommer P, Maret Y, Dzung D. Low-power wide-area networks for industrial sensing applications// *Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Internet (ICII)*. Seattle, USA, 2018: 23-32
- [17] Ke K, Liang Q, Zeng G, et al. A LoRa wireless mesh networking module for campus-scale monitoring: Demo abstract // *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Information Processing in Sensor Networks*. Pittsburgh, USA, 2017: 259-260
- [18] Mathur S, Sankar A, Prasan P, Iannucci R A. Energy analysis of LoRaWAN technology for traffic sensing applications// *Proceedings of the Intelligent Transportation Systems (ITS) World Congress*. Montreal, Canada, 2017
- [19] Talla V, Hessar M, Kellogg B, et al. LoRa backscatter. *Proceedings of ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2017, 1(3): 105
- [20] Berni A, Gregg W. On the utility of chirp modulation for digital signaling. *IEEE Transactions on Communications*, 1973, 21(6): 748-751
- [21] Hossain T, Ahad M, Tazin T, et al. Activity recognition by using LoRaWAN sensor// *Proceedings of the ACM International Joint Conference and International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*. Singapore, 2018: 58-61
- [22] Hossain T, Doi Y, Tazin T, et al. Study of LoRaWAN technology for activity recognition// *Proceedings of the ACM International Joint Conference and International Symposium on Pervasive and Ubiquitous Computing and Wearable Computers*. Singapore, 2018: 1449-1453
- [23] Petajajarvi J, Mikhaylov K, et al. Evaluation of LoRa LPWAN technology for remote health and wellbeing monitoring// *Proceedings of the International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT)*. Worcester, USA, 2016: 1-5
- [24] Nandakumar R, Iyer V, Gollakota S. 3D localization for sub-centimeter sized devices// *Proceedings of the ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems*. Shenzhen, China, 2018: 108-119
- [25] Yang Zhi-Cheng, Zeng Yun-Ze, Liran Xi-Xi, Mohapatra P. Monitoring vital signs using millimeter wave// *Proceedings of the ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing*. Paderborn, Germany, 2016: 211-220
- [26] Lin J C. Noninvasive microwave measurement of respiration. *Proceedings of the IEEE*, 2005, 63(10): 1530
- [27] Venkatesh S, Anderson C R, Rivera N V, et al. Implementation and analysis of respiration-rate estimation using impulse-based UWB// *Proceedings of the IEEE Military Communications Conference*. Atlantic, USA, 2005: 3314-3320
- [28] Zhao M, Yue S, Katabi D, et al. Learning sleep stages from radio signals: A conditional adversarial architecture// *Proceedings of the International Conference on Machine Learning*. Sydney, Australia, 2017: 4100-4109
- [29] Patwari N, Brewer L, Tate Q, et al. Breath finding: A wireless network that monitors and locates breathing in a home. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2014, 8(1): 30-42

- [30] Zhang F, Zhang D, Xiong J, et al. From fresnel diffraction model to fine-grained human respiration sensing with commodity Wi-Fi devices. *Proceedings of ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 1-23
- [31] Niu K, Zhang F, et al. Boosting fine-grained activity sensing by embracing wireless multipath effects//*Proceedings of the International Conference on Emerging Networking Experiments and Technologies (CoNEXT)*. Heraklion, Greece, 2018: 139-151
- [32] Nandakumar R, Kellogg B, Gollakota S. Wi-Fi gesture recognition on existing devices. *Eprint arxiv*, 2014, 3(2): 17
- [33] Xiang L, Li S, Zhang D, et al. Dynamic-MUSIC: Accurate device-free indoor localization//*Proceedings of the ACM International Joint Conference on Pervasive & Ubiquitous Computing*. Heidelberg, Germany, 2016: 196-207
- [34] Yu Nan, Wang Wei, Liu Alex, Kong Ling-Tao. QGesture: Quantifying gesture distance and direction with WiFi signals. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2018, 2(1): 1-23



**CHANG Zhao-Xin**, M. S. candidate. His research focuses on mobile computing and intelligent sensing.

**ZHANG Fu-Sang**, Ph. D., associate researcher. His research interests include ubiquitous computing, mobile computing and intelligent sensing.

**NIU Kai**, Ph. D. His research focuses on ubiquitous computing and intelligent sensing.

**ZHANG Da-Qing**, Ph. D., professor. His research interests include ubiquitous computing, context-aware computing, mobile computing and intelligent sensing.

## Background

In recent years, RF based contactless human tracking has attracted much attention from researchers, including Wi-Fi based or RFID based human tracking systems. However, existing human tracking systems face some serious problem, such as short sensing range, dense device deployment and weak through-wall sensing capability. Compared with traditional technologies, such as Wi-Fi and RFID, LoRa is characterized by long communication distance and low power consumption. Firstly, this paper explores LoRa to track human walking at a long distance in a contactless way. This new sensing method can significantly increase the sensing range of the system. We propose the LoRa based contactless sensing system, which can accurately determine the motion status of the human target and segment the walking activity in the continuous signal. Then, the distance and direction of walking can be accurately calculated to achieve the human tracking in a long corridor.

This paper explores LoRa to track human walking at a

long distance. It can help us understand the method of using Lora signal for walking tracking and expand the sensing range. This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 61802373), the National Key Research and Development Plan (No. 2016YFB1001200), the Youth Innovation Promotion Association, Chinese Academy of Sciences (No. 2020109), Project 2019BD005 supported by PKU-Baidu Fund and PKU-NTU Cooperation Fund. These research projects aim to build the contactless sensing theory behind human activity sensing. To overcome the short sensing range in existing sensing system, we explore to utilize the LoRa signal to calculate the quantitative relationship between sensing signals and human activities from the perspective of signal transmission. Our previous research has investigated many sensing signals such as Wi-Fi, 4G and Millimeter wave Radar. We believe LoRa sensing can open up a new field of long-range passive sensing to boost new sensing application in a wide variety of scenario.