

doi: 10.14132/j.cnki.1673-5439.2025.05.012

基于Wi-Fi定位的室内运动路径重构方法

费欢

(南京邮电大学 现代邮政学院, 江苏 南京 210003)

摘要: 不同于室外, 室内空间因其复杂的电磁环境, 导致利用无线信号进行目标定位变得更为复杂。以菲涅尔传播模型为基础, 研究了Wi-Fi信号在富多径环境下的传播规律。针对由于硬件产生的信道状态信息相位偏移, 提出基于最小二乘回归分析的校正方法, 利用频谱分析方法消除环境信号的干扰; 利用多组信号链路对目标的位置进行估计, 并将估计结果与基准位置进行匹配, 实现对目标运动路径的重构。实验结果表明, 该方法的理论基础符合定位目标的实际运动习惯, 在不需要进行数据训练的情况下取得了11 cm左右的定位误差, 在这一误差之下可以有效识别左右相邻或者前后相近的不同目标, 避免误判的发生。与现有的基于深度学习的方法相比, 在训练数据较少的情况下定位误差降低了50.4%, 在训练数据较多的情况下定位误差降低了5%。

关键词: 室内定位; 无源感知; 运动路径重构

中图分类号: TP393 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-5439(2025)05-0102-09

An indoor motion path reconstruction method based on Wi-Fi localization

FEI Huan

(College of Modern Posts, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Unlike outdoor environments, indoor spaces exhibit complex electromagnetic conditions that complicate the localization of targets using wireless signals. Based on the Fresnel propagation model, this paper studies the propagation law of Wi-Fi signals in a rich multi-path environment. First, to address the phase offset in channel state information caused by hardware, a correction method based on least squares regression analysis is proposed, and environmental interference signals are eliminated by spectrum analysis. Second, the target position is estimated by using multiple groups of signal links, and the estimated result is matched with the reference position to reconstruct the target motion path. Experimental results show that the theoretical basis of this method is consistent with the actual movement patterns of the target, achieving a positioning error of about 11 cm without data training. At this error level, this method can distinguish adjacent targets in lateral or longitudinal proximity, thereby reducing misidentification. Compared with the existing deep learning-based methods, the proposed method reduces the positioning error by 50.4% with less training data, and by 5% with ample training data.

Keywords: indoor localization; passive sensing; motion path reconstruction

收稿日期: 2024-09-30; 修回日期: 2025-04-14 本刊网址: <http://nyzr.njupt.edu.cn>

基金项目: 南京邮电大学科研启动项目(XK1040920174)资助项目

作者简介: 费欢, 男, 讲师, 博士, feihuan@njupt.edu.cn

引用本文: 费欢. 基于Wi-Fi定位的室内运动路径重构方法[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2025, 45(5): 102-110.

Citation: FEI Huan. An indoor motion path reconstruction method based on Wi-Fi localization[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2025, 45(5): 102-110.

由于智能移动设备的普及,越来越多的应用程序需要获取用户的位置信息。如何在室内环境中实现精确定位成为一个备受关注的研究课题。与室外环境定位相比,室内定位面临许多挑战:由于多径效应、反射、衰落、阴影以及无处不在的障碍物和相互干扰导致的延迟失真,室内环境中的电磁信号传播比室外定位更复杂^[1-2]。因此,室外定位中广泛采用的卫星定位系统(GPS、北斗等)对于处于建筑物内目标的定位效果难以令人满意。此外,室内定位需要的精度远高于室外定位的分辨率。为此,许多研究者利用室内环境下广泛部署的商用Wi-Fi设备开发了各种方案来实现对室内目标的定位。现有的室内定位方法按基本原理可分为两大类:基于位置的方法和基于轨迹的方法。

基于位置的定位方法通常在训练阶段将Wi-Fi信号作为不同位置的特征,并在测试阶段进行特征匹配以识别用户的位置^[3-4]。基于位置的定位方法其优点是原理简单且易于实现。这些方案不需要部署特殊设备或设计专门的模型,但在训练阶段和测试阶段都需要通过采样获得多个位置稳定可靠的信号特征。这意味着基于位置的定位方案无法直接检测连续的运动^[5-6],定位分辨率越高,需要采样的位置就越多,这限制了基于位置的定位方案的效率。

基于轨迹的方法广泛应用于虚拟现实(VR)体验设备,以跟踪头部和手部的运动控制器。经典的基于轨迹的方案通常使用外部设备,如摄像头、陀螺仪和其他传感器^[7-9]。这些方法足够精确,可以满足VR应用的需求,但专用设备和附加的传感器限制了用户的活动范围并增加了额外的开销。后来,许多研究者尝试使用Wi-Fi信号进行目标运动的追踪。这种方法通常依赖于构建数学模型来建立接收到的Wi-Fi信号与目标物理位置之间的映射关系^[10]。如果要获得准确的目标运动轨迹,需要满足两个相邻的采样时刻之间的间隔 Δt 足够小的条件,而采样时刻的增加会导致计算复杂度的提升,影响定位的实时性。

综上所述,现有的研究提出了多种适用于特定环境的室内定位方案,并取得了一定的成果。但仍面临一些挑战:为了提高用户体验,室内定位应该无需携带额外的传感器或设备,并达到一定的精度;基于位置的方法鲁棒性强,适用于不同环境,但需要进行特征提取和匹配,因此需要大量的训练数据;基于轨迹的方法虽然不需要过多的训练数据,

但模型依赖度较高,导致其鲁棒性较差,在室内多径环境下难以做到自适应。

为此,本文提出了一种基于Wi-Fi定位的运动路径重构方法,结合了现有的基于位置的方法和基于轨迹的方法。根据物理环境中的障碍物分布将室内空间分为若干固定的基准路径。根据信道状态信息(CSI)构建数学模型并计算目标所处的位置,利用位置特征作为深度网络的训练数据,匹配其对应的基准路径,实现其运动路径的重构。本文设计的方法基于下述两个基本前提:

前提1 在没有障碍物阻挡的情况下,目标总是习惯性地沿着最短的直线“路径”到达目标地点,而不是沿着随机的“轨迹”(这一前提与室外环境中车辆总是沿着固定道路行驶相类似)。

前提2 室内环境中目标的运动“路径”是相对固定且有限的。在此基础之上,目标在室内的运动路径可以视为若干“基准路径”的组合,因此只需要在目标的运动过程中抽取少量的采样位置与基准路径上的基准位置进行匹配,就可以在不需要大量计算的情况下实现目标运动路径的重构。

主要贡献如下:

(1) 从室内环境的特点和人的运动习惯出发,将运动轨迹的获取问题分解为基准路径的划分和运动路径的重构两个步骤。

(2) 基于无线信号的非涅尔区传播模型,根据实际存在的障碍物将室内环境划分为若干条基准路径,并将获取的采样位置估计与基准位置进行匹配以重建目标运动路径。

(3) 针对复杂多径的室内环境针设计了相位偏移消除、多径偏移消除和背景干扰消除等方法,使得本方法能够在富多径的实验场景中保持一定的准确性和鲁棒性。

1 相关工作

1.1 基于RSSI的米级位置估计

Youssef等^[11]在2007年首次提出“基于Wi-Fi的设备无关被动式定位(Device-free Passive Localization based on Wi-Fi)”的概念,试图在目标不携带信号的发射或接收设备的前提下,实现对目标的定位。利用Wi-Fi信号中的接收信号强度(RSSI)信息在无障碍的空旷室内环境下实现了对被感知目标的米级定位^[12]。然而,RSSI固有的波动性和不稳定性成为基于RSSI信息的室内定位方法继续提高定位精度过程中遇到的难以克服的瓶颈^[13]。

1.2 基于CSI的亚米级位置估计

为了解决这一问题并进一步提高定位的精度, Halperin等^[14]公开了Intel 5300网卡物理层CSI信息的获取方法和工具,使得更高精度的基于细粒度的CSI信息的被动式定位成为可能。近3年来,研究人员开始将多输入-多输出技术(MIMO)与深度学习框架下的神经网络方法相结合,利用多链路的CSI信号进行目标位置估计。Guo等^[15]提出了一种基于深度学习的联合信道估计和反馈框架,实现了频分双工MIMO系统中下行信道的估计、压缩和重构;构建了显式和隐式两个反馈网络。仿真结果表明,提出的两个网络表现出优异的重构性能,对不同的环境和量化误差具有鲁棒性。Yang等^[7]提出了一种投影变换辅助CSI曲线拟合压缩算法,通过提高信号子空间与噪声子空间的正交性来减少数据畸变,并提出一种自适应加权平均拟合判断算法来计算曲线拟合过程中所需的拟合阶数;通过CSI重构和参数估计确定参数飞行时间(ToF);最后将参数代入到基于到达时间差(TDoA)的无线定位技术中得到目标的位置。实验结果表明,与现有的压缩算法相比,提出的PAOFIT算法在压缩比、中值定位误差、残差和执行时间方面具有更好的性能。Zhang等^[16]提出了区域特定CSI反馈的概念,将站点空间划分为多个信道区域,使用深度学习模型有效利用底层信道分布来减少CSI反馈;利用用户位置信息来选择正确区域、特定模型及其参数。仿真结果表明,该框架可以获得显著的收益。Morais等^[17]通过在指纹识别数据库中填充数字孪生射频频谱显著减少构建指纹识别数据库所需的人力;该射频频谱是根据多个频带和波束成形配置中的环境数字副本的射线追踪模拟构建的,将在线用户指纹与该空间数据库进行匹配。实验结果表明,95%的定位误差为亚米级。Lü等^[18]提出了一种基于深度学习的集成CSI反馈和定位框架FLnet,利用自动编码器的反馈和深度神经网络(DNN)进行室内定位。设备编码器对下行CSI进行压缩和量化,基站处的解码器和DNN分别基于反馈信息重建下行CSI并预测用户的位置。

1.3 相关工作总结

一般而言,早期基于RSSI的位置估计方法利用Wi-Fi信号随传播距离衰减的特性和对于信号到达角的估计,可以实现米级精度的定位。为了进一步提高精度,研究者从RSSI中提取了包含更多子载波

信息的CSI信号,利用CSI信号构造位置的频谱特征库,将目标位置的信号频谱与特征库进行匹配,寻求最佳的位置估计,将定位精度提高到了亚米级。最近3年的研究成果融入了MIMO技术与深度学习方法,现有的研究工作对于目标的位置估计依赖于信号特征的识别与匹配,需要提前建立不同位置的特征库,在面积较大的环境中复杂度会显著提高。

2 方法原理

2.1 信道状态信息(CSI)

从商用网卡中提取的CSI是近年来在无源感知中得到广泛应用的细粒度物理层信息,与RSSI不同,由于正交频分复用(OFDM)技术产生的多个子载波,CSI对无线信道的敏感度大大提高。Intel 5300网卡可以记录30个子载波的CSI信号,其中第 k 个子载波的CSI可以表示为

$$\mathbf{H}_k(t) = \sum_{i=1}^I \kappa_k \cdot e^{-j2\pi f \tau_k} \cdot e^{-j2\pi \Delta f t} \quad (1)$$

其中, I 表示多径传播的路径数, κ_k 表示第 k 条路径上的初始相位偏移,信号发射端TX到接收端RX的传播延迟为 τ_k , $e^{-j2\pi \Delta f t}$ 表示由于载波频率不同引起的相位偏移。

由于CSI相位对传播路径的长度变化高度敏感,如果路径长度表示为 l , φ 是RX接收到的信号的相位, λ 表示信号的波长,沿反射路径NLoS的路径长度为 l_{NLoS} ,沿直线路径LoS路径的路径长度为 l_{LoS} ,在两个不同的子载波 j 和 k 处,两个菲涅尔相位之差 $\Delta\phi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k})$ 可以表示为

$$\begin{aligned} \Delta\phi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k}) &= \varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_j) - \varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_k) = \\ \frac{2\pi\Delta f}{c} (l_{\text{NLoS}} - l_{\text{LoS}}) &= \frac{n_j \lambda_j \pi \Delta f}{c} = \frac{n_k \lambda_k \pi \Delta f}{c} \end{aligned} \quad (2)$$

其中, n_j, n_k 分别为子载波 j, k 位于菲涅尔区的反射器序号, λ_j 和 λ_k 分别为子载波 j 和 k 的波长, Δf 表示子载波 j 和 k 之间的频率差, c 为光速。

如图1所示,室内是典型的“多径”环境,即信号从TX到RX同时沿多条不同的传播路径传输,因此与单径相比,室内环境中的菲涅尔相位差等于单径上多条菲涅尔相位差之和,即

$$\begin{aligned} \Delta\phi(l_{\text{NLoS}, I} - l_{j,k}) &= \sum_{i=1}^I \Delta\phi(l_{\text{NLoS}, i} - \lambda_{j,k}) = \\ \sum_{i=1}^I \frac{2\pi\Delta f}{c} (l_{\text{NLoS}, i} - l_{\text{LoS}}) & \end{aligned} \quad (3)$$

其中, I 为室内环境中从TX到RX的多径数。由于同一条路径上的菲涅尔相位差都是固定的,菲涅尔

相位差之和可以用相位偏移 $\gamma_{j,k}$ 表示,即

$$\begin{aligned} \Delta\varphi(l_{\text{NLoS},i}, \lambda_{j,k}) &= \sum_{i=1}^l \Delta\varphi(l_{\text{NLoS},i}, \lambda_{j,k}) = \\ &= \sum_{i=1}^l \frac{2\pi\Delta f}{c} (l_{\text{NLoS},i} - l_{\text{LoS}}) = \frac{n_j \lambda_j \pi \Delta f}{c} + \gamma_{j,k} = \\ &= \frac{n_k \lambda_k \pi \Delta f}{c} + \gamma_{j,k} = \Delta\varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k}) + \gamma_{j,k} \end{aligned} \quad (4)$$

如图2所示,室内环境中,虽然从TX到RX有多条传播路径,但菲涅尔相位仍然与目标所处的菲涅尔区有关,因此可以根据菲涅尔相位的差异来确定目标所处的菲涅尔区。然而,从商用网卡获得的原始相位存在多个偏移,这使得很难直接获取准确的菲涅尔相位。因此,在定位之前进行相位校准是必不可少的。

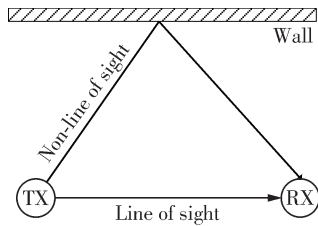


图1 室内环境中的多路径效应

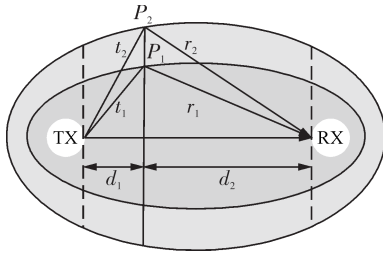


图2 菲涅尔区模型

2.2 相位偏移校准

基于802.11n的Intel 5300 NIC测量结果中有几种类型的相位偏移,可分为两大类:线性相位偏移和非线性相位偏移。

2.2.1 线性相位偏移

由于PLL相位偏移(PPO)、载波频率偏移(CFO)、数据包检测延迟(PDD)和采样频率偏移(SFO)的存在,RX获取的CSI相位测量值可以表示为

$$\varphi_{i,k} = \theta_{i,k} + (\sigma_i - 2\pi \cdot f_{\text{gap}} \cdot k \cdot \varepsilon_i) + N \quad (5)$$

其中, $\varphi_{i,k}$ 表示接收端在频段*i*中子载波*k*处的相位测量值, $\theta_{i,k}$ 表示 $\varphi_{i,k}$ 对应的去除偏移值后的真实相位值, σ_i 表示总相位偏移值, f_{gap} 表示两个相邻子载波之间的频率间隙, k 为子载波的索引, ε_i 表示RX

的由PDD和SFO引起的时间偏移。 N 为测量中的环境加性高斯噪声。此外,式(8)中除 N 之外的所有相位偏移都与子载波呈线性相关。

在静态环境中(无线信道保持稳定),无线信道对于一个特定频率的相位响应应该与其他频带相同。假设从中心频率*i*到中心频率*j*共有*M*个子载波,中心频率*i*和中心频率*j*都包含*N*个非零索引子载波,则真实相位 $\theta_{i, \frac{N}{2}-M+s} = \theta_{j, \frac{N}{2}+s-1}$ ($s \in [1, M]$)。

$\beta_{i, \frac{N}{2}-M+s}$ 和 $\beta_{j, \frac{N}{2}+s-1}$ 分别表示*i*和*j*中的非线性相位偏移值,由于噪声*N*在*i*和*j*中相同, $\theta_{i, \frac{N}{2}-M+s}$ 和 $\theta_{j, \frac{N}{2}+s-1}$ 可以分别表示为

$$\theta_{i, \frac{N}{2}-M+s} = \varphi_{i, \frac{N}{2}-M+s} + 2\pi \left(\frac{N}{2} - M + s \right) f_{\text{gap}} \varepsilon_i - \sigma_i - N \quad (6)$$

$$\theta_{j, \frac{N}{2}+s-1} = \varphi_{j, \frac{N}{2}+s-1} + 2\pi \left(-\frac{N}{2} + s - 1 \right) f_{\text{gap}} \varepsilon_j - \sigma_j - N \quad (7)$$

非线性相位偏移 $\beta_{i, \frac{N}{2}-M+s}$ 和 $\beta_{j, \frac{N}{2}+s-1}$ 可以根据

最小二乘回归分析进行估计,只需要确定 $\varepsilon_i, \sigma_i, \varepsilon_j$ 和 σ_j 。由于Wi-Fi设备的*M*大于4,因此可以使用普通最小二乘法在超定方程中找到近似值。这样,基于线性相位偏移和非线性相位偏移的消除,可以很好地估计相位测量值。

2.2.2 非线性相位偏移

除了线性相位偏移之外,采用802.11n协议的RX通常采用直下变频架构,这会导致IQ不平衡的问题。如果从TX到RX的信号路径是单一的,则CSI相位平均测量值可以表示为

$$\begin{aligned} \varphi_{i,k} &= \text{atan} \left(\frac{\sin(2\pi f_{\text{gap}} k \mu + \eta_{i,\theta})}{\cos(2\pi f_{\text{gap}} k \mu)} \cdot \eta_{i,a} \right) + \\ &= (\sigma_i - 2\pi \cdot f_{\text{gap}} \cdot k \cdot \omega) + N \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $\eta_{i,\theta}$ 和 $\eta_{i,a}$ 分别表示由于IQ不平衡导致的相位不匹配和增益不匹配, μ 表示不确定的时间偏移, ω 表示由于PDD、SFO和飞行时间(ToF)造成的等效时间延迟。

为了消除非线性相位偏移,可以采用最小二乘回归分析来估计 $\eta_{i,\theta}, \eta_{i,a}$ 和 μ 。此外,还计算了误差平方和(SSE)、总平方和(SST)和拟合优度(R2)来评估最小二乘回归分析的置信度。

$$\text{SSE} = \sum_{i=1}^{600} \|m_i - y_i\|^2 \quad (9)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\text{SSE}}{\text{SST}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{600} \|m_i - y_i\|^2}{\sum_{i=1}^{600} \|m_i - \bar{m}\|^2} \quad (10)$$

其中, m_i 为平均相位测量, \bar{m} 为 m_i 的拟合值。

2.3 多径偏移消除

然而, 式(10)中仍然存在相位偏移 $\gamma_{j,k}$ 与室内环境中的多径效应相关。计算 $\gamma_{j,k}$ 首先需要计算时间间隔 $\Delta T_{j,k}$, 而 $\Delta T_{j,k}$ 可以根据最高相似度来估计, 即

$$\Delta T_{j,k} = \arg \max_{\Delta T \in \tau} [\rho(H_j(t), H_k(t - \Delta T))] \quad (11)$$

其中, $|H_j(t)|$ 和 $|H_k(t)|$ 分别表示在两个不同的子载波 j 和 k 上的 CSI 序列的长度, $\rho(H_j(t), H_k(t - \Delta T))$ 表示 CSI 时间序列 $|H_j(t)|$ 和 $|H_k(t - \Delta T)|$ 的相关度; τ 为滑动窗口的长度, 设置为 $\tau = 20$; 时间序列的长度 $|H_j(t)|$ 和 $|H_k(t)|$ 可以通过离散傅里叶变换将时间序列转换为频域来计算; 长度 T 可以用周期强度来确定。因此, 菲涅尔相位差可以表示为

$$\Delta\varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k}) = \frac{\Delta T_{j,k}}{T} \quad (12)$$

$\gamma_{j,k}$ 可以表示为

$$\gamma_{j,k} = \Delta\varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k}) - \Delta\varphi(l_{\text{LoS}}, \lambda_{j,k}) = \frac{\Delta T_{j,k}}{T} - 2\pi(l_{\text{NLoS}} - l_{\text{LoS}}) \left(\frac{1}{\lambda_j} - \frac{1}{\lambda_k} \right) \quad (13)$$

2.4 背景干扰消除

在室内环境中, CSI 由静态 CSI 和动态 CSI 组成: 动态 CSI 是目标移动产生的长度变化路径 CSI 之和, 而静态 CSI 由背景环境反射的 CSI 组成; 静态 CSI 与动态 CSI 之和即为总 CSI。如图 3 所示, 如果在时刻 t , 目标以速度 v_i 移动, 第 i 条路径长度为 $l_i(t) = l_i(0) + v_i t$, 则 CSI 表示为

$$\mathbf{H}_{\text{dynamic}}(t) = \sum_{i \in P_d} k_i \cdot e^{-j2\pi f_c l_i(t)/\lambda} \quad (14)$$

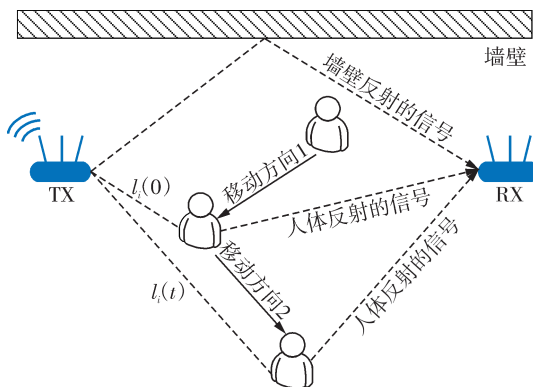


图3 室内环境中的多径效应

$$\mathbf{H}(t) = \mathbf{H}_{\text{dynamic}}(t) + \mathbf{H}_{\text{static}} = \left(\sum_{i \in P_d} k_i \cdot e^{-j2\pi f_c l_i(t)/\lambda} + \mathbf{H}_{\text{static}} \right) \cdot e^{-j2\pi \Delta f t} \quad (15)$$

由于 $\mathbf{H}_{\text{dynamic}}(t)$ 是由目标运动引起的, $\mathbf{H}_{\text{static}}$ 是由环境背景反射的, 因此利用频谱分析或前景检测方法很容易将两者区分开来。

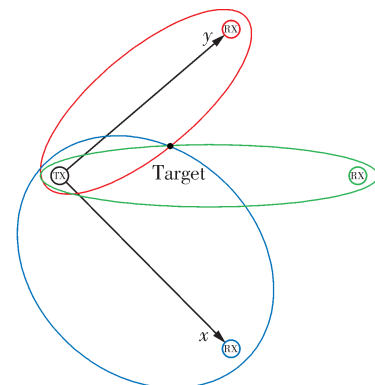
3 采样位置估计

对于子载波 j 和 k , NLoS 和 LoS 之间的相位差可以表示为

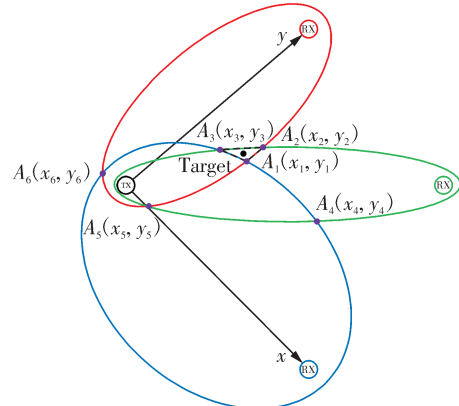
$$\Delta\varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_{j,k}) = \varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_j) - \varphi(l_{\text{NLoS}}, \lambda_k) = \frac{2\pi\Delta f}{c} (l_{\text{NLoS}} - l_{\text{LoS}}) \quad (16)$$

其中, Δf 表示子载波 j 和子载波 k 的中心频率差, c 为光速; l_{LoS} 为常数, 表示 TX 和 RX 之间的距离。如果在室内环境下建立平面坐标系, 以 TX、RX 坐标为椭圆焦点, 则可以确定菲涅尔区的椭圆曲线, 对不同的子载波 j, k , 可以得到包含多个同心椭圆的椭圆系。但一条 TX-RX 链路只能确定目标所在的椭圆环, 无法获得精确的坐标点, 因此可以设置 3 条 TX-RX 链路来寻找交点。

如图 4(a) 所示, 以 TX 位置为原点建立直角坐



(a) 三重交点定位



(b) 两重交点定位

图4 使用3条 TX-RX 链路进行定位

标系,3条TX-RX链路的菲涅尔区构成3个椭圆环,目标理论上位于三重交点处。但实验中由于系统误差的存在,3个椭圆环通常只有6个两重交点 $A_m(x_m, y_m)(m=1, 2, 3, \dots, 6)$,而没有三重交点,如图4(b)所示。为实现目标定位,需要分别计算每个两重交点 $A_m(x_m, y_m)$ 与另外5个两重交点 $A_n(x_n, y_n)$ 之间的欧氏距离,即

$$d(A_m, A_n) = \sqrt{(x_m - x_n)^2 + (y_m - y_n)^2} \quad m \neq n \quad (17)$$

选取3个距离之和最小的两重交点组成一个三角形,以三角形的重心坐标为目标估计位置,即

$$\text{Target}(x, y) = \text{average} \sum_{m=1}^3 A_m(x_m, y_m) \quad (18)$$

4 实验与评估

如图5所示,实验使用的设备包括一台TP-Link路由器作为信号发射端(TX),一台配备Intel 5300网卡的Linux Ubuntu小型主机作为信号接收端(RX)。实验中使用开源的CSI提取工具(CSI Tool)在MATLAB平台上从数据包中获得包含30个子载波的原始CSI,采样频率为100 Hz。



图5 实验中使用的设备

4.1 基准路径的划分

首先,4名不同的实验者按照各自习惯在办公室环境中(面积为 41 m^2 左右)沿着4条运动路径分别进行10组实验,采集其CSI信号并进行采样位置估计。图6展示了其中一次的估计结果(4种颜色的点代表4条运动路径上的采样位置估计),并根据结果划分了该室内环境下的基准路径(灰色虚线绘制,分别标记为BP 1到BP 6)。图7展示了不同实验者的采样位置估计与基准路径之间偏差的分布密度。由于红色路径和黄色路径均经过转角,因

此实验者会习惯性地沿着曲线运动,因此其偏差相比直线路径部分更大。红色路径的偏差集中在 $[-14, 14]$ 区间,平均误差的绝对值为 13.4 cm ;黄色路径的偏差集中在 $[-16, 10]$ 区间,平均误差的绝对值为 15.1 cm ;绿色路径的偏差集中在 $[-8, 4]$ 区间,平均误差的绝对值为 8.2 cm ;蓝色路径的偏差集中在 $[-5, 10]$ 区间,平均误差的绝对值为 10.7 cm 。根据实验结果,可以将目标的运动路径视为一条或多条基准路径的组合,如红色路径可以视为BP 1和BP 4的组合,而黄色路径则为BP 6和BP 3的组合。因此,只需要计算少量的采样位置估计就可以进行运动路径的重构。

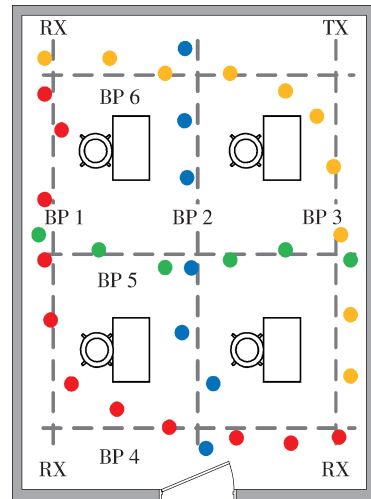
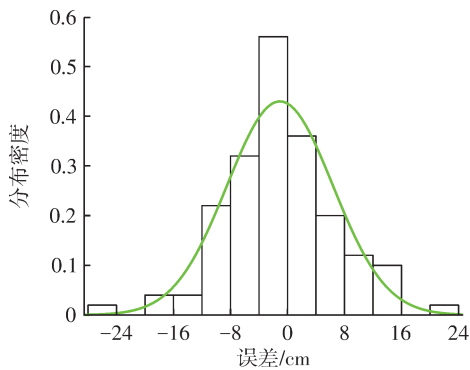


图6 采样位置估计和基准路径划分

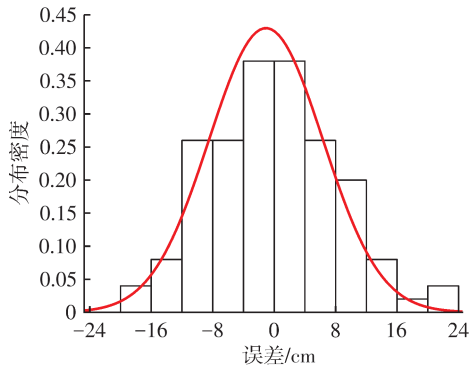
4.2 运动路径的重构

在上述实验结论的基础之上,在一个面积更大(48 m^2 左右),环境更复杂的教室内对运动路径重构的性能进行了测试和评估。图8展示了教研室的平面结构和基准路径的划分,实验环境根据隔间设置划分为BP 1到BP 5(绘制为灰色曲线),基准路径上基准位置的采样间隔为 0.8 m (表示为灰色圆点)。

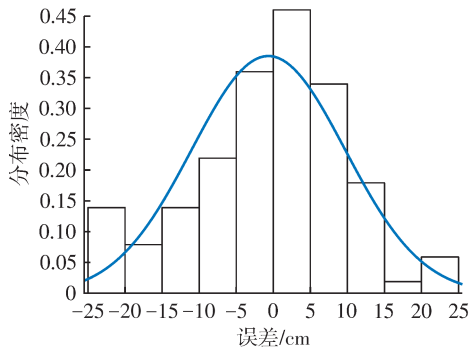
为了评估运动路径的重构结果,4名不同身高、体重、性别、年龄的实验者在实验室内沿着不同的运动路径进行了10组实验,对其CSI数据分别进行了采样并估计其采样位置,相邻采样位置的时间间隔为 2 s 。图9展示了实验者4的一次采样位置估计,将其与最近的基准位置进行匹配以实现运动路径重构的结果;表1至表4则为不同路径下各实验者在不同采样位置处与最近的基准位置间的平均误差。实验者1(163 cm 、 56 kg 、 32 岁)和实验者3



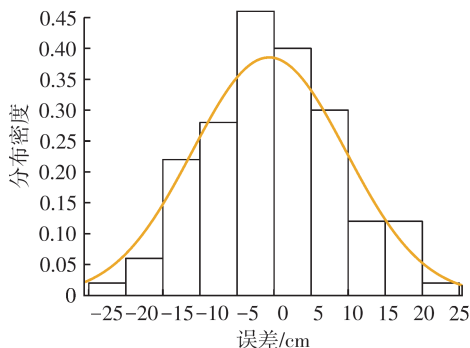
(a) 绿色采样位置估计的偏差



(b) 红色采样位置估计的偏差



(c) 蓝色采样位置估计的偏差



(d) 黄色采样位置估计的偏差

图7 不同运动路径的采样位置估计偏差

(161 cm、51 kg、26岁)均为女性,由于其步幅相对较小,因此采样位置相比男性实验者平均多一个;实验者1在路径1到路径4的平均误差分别为11.7、12.0、9.0和10.5 cm;实验者3的平均误差分别为11.9、12.4、9.9和10.6 cm。实验者2(174 cm、78 kg、

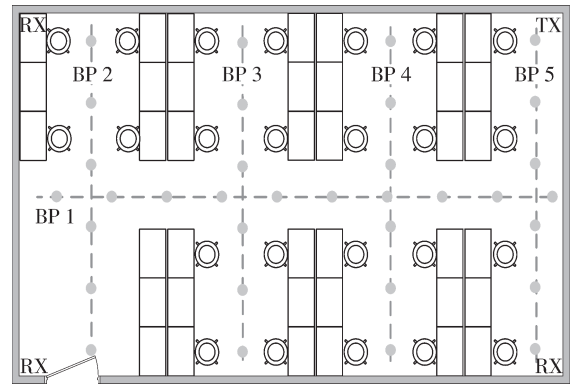


图8 实验环境和基准路径划分

30岁)和实验者4(180 cm、75 kg、23岁)均为男性,实验者2在路径1到路径4的平均误差分别为11.3、12.4、9.5和10.7 cm;实验者4在路径1到路径4的平均误差分别为12.1、11.9、9.6和10.8 cm。

此外,还专门考察了4.1节的实验结果中出现的由于拐角处的轨迹更接近弧线导致的偏离基准路径的问题。通过对比不同环境下实验者的实验结果,可以发现实验者在路径较短及空间狭小的情况下在拐角处会倾向于贴着障碍物运动,使得轨迹趋近于弧线;而在路径较长且空间开阔的环境中,轨迹会更接近于基准路径的直角,使得误差有所降低。

4.3 实验结果对比

文献[2]提出了一种基于联邦学习和CSI指纹的多服务器室内定位算法,提出了一个三级联邦学习框架来设计客户端和服务端之间的处理,基于训练精度和内部生产的模型聚合规则来更新参数;文献[3]设计了一种基于神经网络的CSI反馈方法并将其与定位任务相结合,采用了组合优化策略,利用设备的初始位置数据,在反馈精度和定位精度方面都取得了显著的提高。表5展示了不同方法的平均误差,从结果可以看出训练数据的数量对文献[2]方法的定位性能有很大影响,训练数据的数量越多,位置估计结果越好;文献[3]的方法引入粗略的用户设备(UE)位置显著提高了定位精度和CSI重建精度。结合粗略的UE位置辅助、联合反馈和定位设计框架可以进一步将定位误差降低到63 cm;本文的方法则是基于无线信号的传播模型,通过构造信号-位置之间的映射关系实现定位,与基于模式学习的方法相比不需进行大量的数据训练,在平均误差和复杂度上均有一定的优势。

参考文献:

- [1] DAI Q Y, QIAN B C, BOATENG G O, et al. GRIDLoc: a gradient blending and deep learning-based localization approach combining RSS and CSI [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(9): 2620–2624.
- [2] GUO J J, LÜ Y, WEN C K, et al. Learning-based integrated CSI feedback and localization in massive MIMO [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(10): 14988–15001.
- [3] YAN J, CUI Y B, WANG W. A three-level federated learning framework for CSI fingerprint based indoor localization in multiple servers environment [J]. *IEEE Communications Letters*, 2024, 28(4): 818–822.
- [4] YANG C Y, CHENG Z H, JIA X X, et al. A novel deep learning approach to 5G CSI/geomagnetism/VIO fused indoor localization [J]. *Sensors*, 2023, 23(3): 1311.
- [5] 苏健, 郑毓煌, 陈思光. CGAC: 一种基于CSI的人体动作识别方法 [J]. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2024, 44(6): 12–24.
- SU Jian, ZHENG Yuhuang, CHEN Siguang. CGAC: a CSI-based human activity recognition method [J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2024, 44(6): 12–24. (in Chinese)
- [6] SHIH S L, WEN C K, JIN S. CSI-embedded cooperative localization method for 3D indoor environments [J]. *IEEE Communications Letters*, 2023, 27(9): 2348–2352.
- [7] YANG X L, GAO M, XIE L B, et al. Multi-frequency based CSI compression for vehicle localization in intelligent transportation system [J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(3): 2719–2732.
- [8] ZHANG B W, SIFAOU H, LI G Y. CSI-fingerprinting indoor localization via attention-augmented residual convolutional neural network [J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2023, 22(8): 5583–5597.
- [9] RAO X P, LUO Z Z, LUO Y, et al. MFFALoc: CSI-based multifeatures fusion adaptive device-free passive indoor fingerprinting localization [J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(8): 14100–14114.
- [10] 张昞昞, 田峰. 非授权频段上 Wi-Fi 和 5G NR 共存优化研究 [J]. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2021, 41(1): 34–41.
- ZHANG Yiyun, TIAN Feng. Optimal coexistence of Wi-Fi and 5G NR in unlicensed band [J]. *Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition)*, 2021, 41(1): 34–41. (in Chinese)
- [11] YOUSSEF M, MAH M, AGRAWALA A. Challenges: device-free passive localization for wireless environments [C] // *Proceedings of the 13th Annual ACM International Conference on Mobile Computing and Networking*. 2007: 222–229.
- [12] SEIFELDIN M, SAEED A, KOSBA A E, et al. Nuzzer: a large-scale device-free passive localization system for wireless environments [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(7): 1321–1334.
- [13] WU K S, XIAO J, YI Y W, et al. FILA: fine-grained indoor localization [C] // *Proceedings IEEE INFOCOM*. 2012: 2210–2218.
- [14] HALPERIN D, HU W J, SHETH A, et al. Predictable 802.11 packet delivery from wireless channel measurements [J]. *ACM SIGCOMM Computer Communication Review*, 2010, 40(4): 159–170.
- [15] GUO J J, CHEN T, JIN S, et al. Deep learning for joint channel estimation and feedback in massive MIMO systems [J]. *Digital Communications and Networks*, 2024, 10(1): 83–93.
- [16] ZHANG Y, ALKHATEEB A. Zone-specific CSI feedback for massive MIMO: a situation-aware deep learning approach [J]. *IEEE Wireless Communications Letters*, 2024, 13(12): 3320–3324.
- [17] MORAIS J, ALKHATEEB A. Localization in digital twin MIMO networks: a case for massive fingerprinting [C] // *IEEE International Conference on Communications Workshops (ICC Workshops)*. 2024: 276–281.
- [18] LÜ Y, GUO J J, WEN C K, et al. Integrated CSI feedback and localization using deep learning [C] // *IEEE International Conference on Communications*. 2023: 5701–5706.

(责任编辑:李小溪)