



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

WiPasLoc:基于 WiFi 的被动式室内人员定位新方法

王冬子, 郭政鑫, 桂林卿, 黄海平, 肖甫

引用本文

王冬子, 郭政鑫, 桂林卿, 黄海平, 肖甫. [WiPasLoc:基于 WiFi 的被动式室内人员定位新方法](#)[J]. 计算机科学, 2022, 49(11): 259-265.

WANG Dong-zi, GUO Zheng-xin, GUI Lin-qing, HUANG Hai-ping, XIAO Fu. [WiPasLoc:A Novel Passive Indoor Human Localization Method Based on WiFi](#)[J]. Computer Science, 2022, 49(11): 259-265.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[室内信息服务的基础——低成本定位技术研究综述](#)

Foundation of Indoor Information Services:A Survey of Low-cost Localization Techniques

计算机科学, 2022, 49(9): 228-235. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210900260>

[基于 M2M 相遇区的 PDR 室内定位方法](#)

PDR Indoor Positioning Method Based on M2M Encounter Region

计算机科学, 2022, 49(9): 283-287. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800270>

[基于无迹粒子滤波的 WiFi-PDR 融合室内定位技术](#)

WiFi-PDR Fusion Indoor Positioning Technology Based on Unscented Particle Filter

计算机科学, 2022, 49(6A): 606-611. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210700108>

[存在 CSI 估计错误的增强型 ELM 叠加 CSI 反馈方法](#)

Enhanced ELM-based Superimposed CSI Feedback Method with CSI Estimation Errors

计算机科学, 2022, 49(6A): 632-638. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210800036>

[基于 3D 卷积神经网络的 CSI 跨场景手势识别方法](#)

CSI Cross-domain Gesture Recognition Method Based on 3D Convolutional Neural Network

计算机科学, 2021, 48(8): 322-327. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200600122>

WiPasLoc: 基于 WiFi 的被动式室内人员定位新方法

王冬子¹ 郭政鑫¹ 桂林卿^{1,2} 黄海平^{1,2} 肖甫^{1,2}

¹ 南京邮电大学计算机学院 南京 210023

² 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室 南京 210023

(17712917797@163.com)

摘要 被动式室内人员定位是实现普适无线感知系统的基础。然而在实际生活中,商用 WiFi 信号易受到周围环境的影响,导致现有基于 WiFi 的被动式室内定位工作难以从复杂的接收信号中准确分离出目标人员动态分量。针对上述问题,提出了一种精确的被动式室内人员定位系统 WiPasLoc,其通过利用商用 WiFi 设备中提取到的信道状态信息(Channel State Information,CSI),实现了高精度的室内定位。首先,结合 CSI 子载波的信号质量完成动态多普勒频移(Doppler Frequency Shift,DFS)估计;然后,通过基于双窗口的信号到达角(Angle of Arrive,AoA)的估计方法,从信道状态信息中精准分离出目标人员的信号分量;最后,结合人员的初始位置信息提出轨迹拟合算法,实现了精确的被动式室内人员定位。实验结果表明:WiPasLoc 对室内人员运动轨迹定位的中值误差为 80cm,相比现有典型的 Widar2.0 定位精度提升了 25.9%。

关键词: WiFi;室内定位;信道状态信息;多普勒频移

中图法分类号 TP391

WiPasLoc: A Novel Passive Indoor Human Localization Method Based on WiFi

WANG Dong-zi¹, GUO Zheng-xin¹, GUI Lin-qing^{1,2}, HUANG Hai-ping^{1,2} and XIAO Fu^{1,2}

¹ School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China

² Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210023, China

Abstract Passive indoor human localization is the basis for implementing ubiquitous wireless sensing systems. However, commercial WiFi signals are easily affected by the surrounding environment in our life, which makes it difficult for existing WiFi-based indoor localization works to accurately separate the dynamic human components from the complex received signals. To address this problem, this paper proposes the WiPasLoc, a passive indoor human localization system, which achieves high accuracy indoor localization by using the channel state information(CSI) extracted from commercial WiFi devices. Firstly, the Doppler frequency shift(DFS) estimation is carried out in combination with the signal quality of the CSI subcarriers. Then, the target person signal component is precisely separated from the channel state information by using a double-window-based angle of arrival (AoA) estimation method. Finally, combined with the initial position information of the personnel, accurate passive indoor human localization is achieved by the proposed trajectory fitting algorithm. Experimental results show that the median error of WiPasLoc for indoor personnel trajectory positioning is 80cm, which is 25.9% higher than the existing typical Widar2.0 positioning accuracy.

Keywords WiFi, Indoor Localization, Channel state information(CSI), Doppler frequency shift(DFS)

1 引言

随着物联网技术的快速发展,被动式室内人员定位技术近年来受到了学术界和工业界的广泛关注^[1-2]。在日常场景中,被动式室内定位技术得到了广泛应用,如安全监控、入侵检测、医疗护理、人机交互、行为分析等。相较于需要定位对象佩戴专用定位设备的主动式定位方法而言,被动式定位不

需要用户携带任何设备,可实现更快捷高效的非接触、无感定位。如在日常医疗护理中,长期佩戴专用定位设备的方法会对病患或老人造成一定的不便,影响用户的使用体验^[3]。

最近的工作^[4-5]表明采用 WiFi 信号可实现室内人员的被动式定位,这种定位方式相较于其他被动式定位方式具有以下优势:首先,商用 WiFi 设备在生活办公场所中被广泛普及,为基于 WiFi 的感知技术奠定了设备基础;其次,相比传统的

到稿日期:2022-05-12 返修日期:2022-07-05

基金项目:国家自然科学基金重点项目(61932013);国家自然科学基金(61972201);江苏省自然科学基金(BK20190068)

This work was supported by the Key Program of National Natural Science Foundation of China (61932013), National Natural Science Foundation of China(61972201)and Natural Science Foundation of Jiangsu Province, China(BK20190068).

通信作者:肖甫(xiaof@njupt.edu.cn)

方案,基于 WiFi 信号的被动式定位方法受到视距障碍物和声音的影响较小,即使在非视距情况下,基于 WiFi 信号的定位通常也能取得良好的定位效果^[6-7]。

目前使用商用 WiFi 设备进行被动式室内人员定位仍然面临挑战。首先,相较于主动式的定位系统来说,由人体反射的 WiFi 信号比直接路径信号微弱,且周围环境反射的 WiFi 信号也会对定位结果造成较大干扰,因此很难从反射信号中提取到目标人员运动反射的信号分量。其次,商用 WiFi 设备中存在由硬件导致的信号噪声,使得采集到的无线信号中存在相位偏移,包括 WiFi 收发器之间时钟异步产生的载波频率偏移(Carrier Frequency Offset, CFO)和采样频率偏移(Sampling Frequency Offset, SFO)^[8-11]等,如何消除这些不可预测的信号噪声成为基于 WiFi 信号定位技术需要解决的难题。此外,由于信号的多径传播效应,不同频段子载波的感知粒度存在差异,其反射的有效信息量也不同,信息质量高的子载波可以提供较为准确的定位参数估计,而质量低的子载波则会降低定位的效果。因此,如何有效选取出高质量的子载波也是基于 WiFi 信号的被动式定位所面临的挑战。

针对上述问题,本文提出了一种新的定位系统 WiPasLoc。该系统首先通过分析每条子载波的信息量,并设计基于天线之间互相关性的多普勒频移估计算法来完成人员运动的多普勒速度估计;然后利用双窗口的联合到达角估计算法,实现在冗杂的环境噪声中的信号到达角 AoA 的精确估计;最后引入轨迹拟合算法进一步提升了定位系统的准确度。实验结果表明,WiPasLoc 能够准确定位室内人员的运动轨迹,并获得高于同类工作的定位精度。

2 相关工作

基于 WiFi 的室内定位系统一般包含 3 个阶段:信号采集阶段、特征提取阶段和定位阶段。信号采集阶段的目标是将数字信号通过 WiFi 网卡等硬件发送到定位空间中,然后经过运动目标和静态环境反射,再由相应的信号接收设备接收并转换成数字信号。在特征提取阶段,需要将复杂的信道状态信息建模成对应的数学模型,并根据一定的算法提取出最终定位需要的各种特征信息,如飞行时间、到达角和多普勒频移等。在定位阶段,结合提取到的信号特征信息和定位算法,最终得到目标的物理运动轨迹。

当前对基于 WiFi 信号的被动式室内定位技术的研究主要着眼于对特征提取步骤的改进,以期获得更高的定位精度。改进方式主要分为模型驱动和数据驱动两类。数据驱动即通过机器学习从 CSI 中提取特征,FreeTrack^[12],Dloc^[13]和 Fi-Do^[14]等工作都是采用数据驱动方式,这类方法通过神经网络将 CSI 直接映射到某种对应的状态,通常涉及大量数据和密集运算。模型驱动指在数学上量化 CSI 和某些特定状态之间的关系,这类方法更加高效,但是需要复杂的信号处理设计和相关领域知识,通常具有很大的挑战性。其中 Widar^[15]和 IndoTrack^[16]使用基于多普勒频移的估计算法,都采用了 CSI 共轭相乘模型,可以从接收信号中分离出动态分量。但是

定位误差会随着时间的推移而积累。Qian 等^[11]提出了 sage 算法,通过联合参数估计从信道状态信息中提取出信号衰减、到达角、飞行时间和多普勒频移等信号特征,然后通过基于图的路径匹配算法从多径信号中分离出动态分量。然而多参数的最优化算法时间复杂度较高,且分离的动态分量不够准确。Wang 等^[17]提出了基于子空间的多普勒频移估计算法,通过不同 RX 天线间的共轭相乘来消除随机相移,再对动态分量比值做差生成观测矩阵,从而获得多普勒频移。在已知多普勒频移的基础上通过最优化算法获得信号到达角和飞行时间等特征,最终实现人员轨迹定位。上述方法相比多参数联合估计算法能够有效降低时间复杂度,但是忽略了子载波信号质量的问题,导致低质量的子载波影响了多普勒频移估计的准确性,从而降低了定位精度。

针对上述问题,本文提出了一种新的基于 WiFi 的被动式室内人员轨迹定位系统,在基于子空间的多普勒算法的基础上引入子载波选择算法,在保证算法时间复杂度的同时提高了多普勒频移估计的准确性;进一步结合双窗口信号到达角估计算法和轨迹拟合化算法提升了定位精度。

3 系统模型及方法

3.1 WiPasLoc 系统模型

WiPasLoc 仅使用一个 WiFi 发射器和一个接收器,发射器有一根天线,接收器是由 3 根天线组成的线性阵列。利用商用 WiFi 设备上采集到的 CSI 样本,实现对室内人员运动轨迹的追踪。WiPasLoc 系统模型的总体框架如图 1 所示。

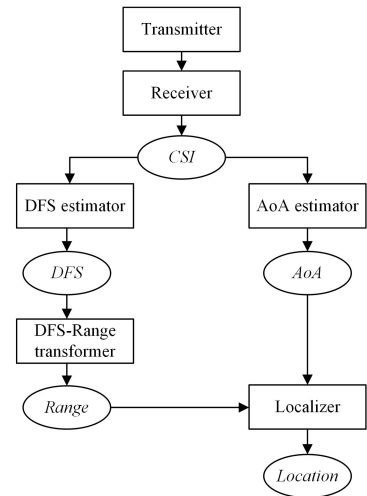


图 1 定位模型框架

Fig. 1 Framework of WiPasLoc

在 WiPasLoc 系统中,发射器首先发送 WiFi 信号,经运动目标反射后由接收器接收并记录 CSI 信息。然后,对采集到的 CSI 样本使用基于子空间的多普勒频移估计方法,解决了 CSI 样本中存在的因发射器和接收机时钟不同步而产生的随机相位偏移,并进一步结合子载波选择算法,消除了在不同子载波频率下所产生的随机信号噪声。同时,对采集到的 CSI 样本通过双窗口的联合估计方法进行信号到达角估计,从噪声信号中获得准确的信号到达角。接着,在获取到目标

的初始位置前提下,结合多普勒频移可以计算出目标相对距离的变化。最后,引入轨迹拟合算法,结合信号到达角和目标距离可以有效定位目标的物理位置。

3.2 信道状态信息模型

在商用 WiFi 设备中 CSI 表示接收器所接收到的无线信号的信道频率响应(Channel Frequency Response,CFR)。在 IEEE 802.11n 标准中,一个信道具有 20 MHz 带宽和 56 个 OFDM 子载波,CSI 是其中 30 个子载波的采样值。因此 CSI 数据矩阵在每个采样时间的数据维度为 $1 \times 3 \times 30$ 。在实际的采样中,CSI 信息会受到由网卡处理和硬件多样性等影响,因此 CSI 信号在时间(数据包)、频率(子载波)和空间(传感器)上呈现离散的测量值。本文将第 i 根天线、第 j 个子载波和第 k 个数据包处的测量值建模为:

$$CSI_{i,j,k} = A_{i,j,k} e^{-J(\theta_{i,j,k} + \varphi_{j,k})} + B_{i,j,k} e^{-J(\varphi_{i,j,k} + \varphi_{j,k})} + N_{i,j,k} \quad (1)$$

其中, $A_{i,j,k}$ 是动态信号在传播路径中的传播衰减, $B_{i,j,k}$ 是静态环境反射的传播衰减, $N_{i,j,k}$ 是信号中存在的噪声, $\theta_{i,j,k}$ 是目标人员运动产生的相位偏移, $\varphi_{i,j,k}$ 是由静态环境反射产生的相位偏移, $\varphi_{j,k}$ 是硬件设备产生的随机相位偏移,常见的有由于接收器和发射器的时钟不同步所产生的载波频率偏移(CFO)和采样频率偏移(SFO)。

3.3 多普勒频移估计

考虑到 CFO 和 SFO 所引起的 CSI 相位噪声只随时间和频率变化,而不随空间变化,因此 WiPasLoc 采用了 RX 天线之间的互相关性来消除这类不确定的相位噪声,方法是将 RX 天线的 CSI 乘上另一个 CSI 的共轭,这里以天线 1 和天线 2 为例,共轭乘积可以表示为:

$$\begin{aligned} CSI_{1,j,k} \overline{CSI_{2,j,k}} &= (A_{1,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} + \varphi_{j,k})} + B_{1,j,k} e^{-J(\varphi_{1,j,k} + \varphi_{j,k})}) \times \\ &\quad (A_{2,j,k} e^{J(\theta_{2,j,k} + \varphi_{j,k})} + B_{1,j,k} e^{J(\varphi_{2,j,k} + \varphi_{j,k})}) \\ &= A_{1,j,k} A_{2,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \theta_{2,j,k})} + B_{1,j,k} B_{2,j,k} \\ &\quad e^{-J(\varphi_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + A_{1,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + \\ &\quad A_{2,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} \end{aligned} \quad (2)$$

在式(2)中可以很直观地看出, $\varphi_{j,k}$ 由于发射器和接收器的时钟不同步产生的相位偏移完全被消除了。然而这又引入了更多的干扰项,其中 $A_{1,j,k} A_{2,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \theta_{2,j,k})}$ 是 CSI 中动态信号的乘积,由于静态信号比运动物体反射的信号强得多,导致该项在数值上比其他 3 项弱几个数量级,因此可以省略。 $B_{1,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\varphi_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})}$ 是静态信号的乘积,由于静态信号在时间上是恒定的,因此可以通过减去 CSI 振幅均值去除^[16]或通过高通滤波器去除^[11],从而得到动态分量 $V_{i,j}$:

$$\begin{aligned} A_{1,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\varphi_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + A_{2,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} &= V_{12} \\ A_{2,j,k} B_{3,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{3,j,k})} + A_{3,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\theta_{3,j,k} - \varphi_{2,j,k})} &= V_{23} \\ A_{3,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{3,j,k} - \varphi_{1,j,k})} + A_{1,j,k} B_{3,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{3,j,k})} &= V_{31} \end{aligned} \quad (3)$$

通过对 CSI 的共轭乘积求值得到相应的静态分量 $U_{i,j}$:

$$\begin{aligned} B_{1,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} &= U_{12} \\ B_{2,j,k} B_{3,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} &= U_{23} \\ B_{3,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{3,j,k} - \varphi_{1,j,k})} &= U_{31} \end{aligned} \quad (4)$$

对静态分量和动态分量做比可以得到:

$$\begin{aligned} \frac{V_{12}}{U_{12}} &= \frac{A_{1,j,k}}{B_{1,j,k}} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{1,j,k})} + \frac{A_{2,j,k}}{B_{2,j,k}} e^{-J(\theta_{2,j,k} - 2\varphi_{1,j,k} + \varphi_{2,j,k})} \\ \frac{V_{23}}{U_{23}} &= \frac{A_{2,j,k}}{B_{2,j,k}} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + \frac{A_{3,j,k}}{B_{3,j,k}} e^{-J(\theta_{3,j,k} - 2\varphi_{2,j,k} + \varphi_{3,j,k})} \\ \frac{V_{31}}{U_{31}} &= \frac{A_{3,j,k}}{B_{3,j,k}} e^{-J(\theta_{3,j,k} - \varphi_{3,j,k})} + \frac{A_{1,j,k}}{B_{1,j,k}} e^{-J(\theta_{1,j,k} - 2\varphi_{3,j,k} + \varphi_{1,j,k})} \end{aligned} \quad (5)$$

观测矩阵 $\Delta W_{j,k}$ 可通过如下运算获得:

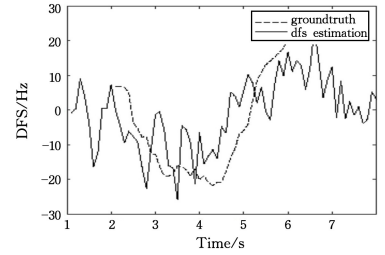
$$\Delta W_{j,k} = \frac{V_{31}}{U_{31}} + \frac{\overline{V_{31}}}{\overline{U_{31}}} - \frac{\overline{V_{12}}}{\overline{U_{12}}} - \frac{V_{23}}{U_{23}} \quad (6)$$

最后对观测矩阵使用 root-music 算法^[18]即可获得多普勒频移估计值。

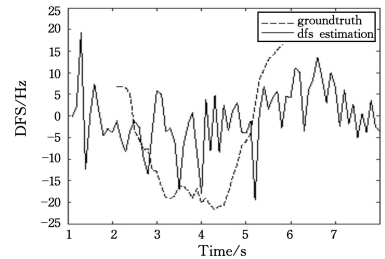
天线相除^[19]的方法也常被用来消除 CFO 和 SFO。相较于共轭相乘的方法,天线相除的方法虽然能够有效去除幅度的大部分噪声,但是在 DFS 估计中,WiPasLoc 通过动态分量除以静态分量同样有效地降低了由共轭相乘带来的幅度噪声。此外,天线相除需要挑选合适的 CSI 作分母以确保 DFS 估计的准确性,这会带来额外的性能负担。综合考虑,在 WiPasLoc 中使用共轭相乘方法估计多普勒频移更合适。

3.4 子载波选择算法

不同子载波的载波频率不同,导致每个子载波对目标的运动出现感知差异。感知粒度高的子载波对目标运动有灵敏的显示,而感知粒度低的子载波将会受到环境噪声的干扰。图 2 给出了不同子载波对应的多普勒频移估计值的差异。



(a) 子载波 3



(b) 子载波 23

图 2 不同子载波的多普勒频移估计值

Fig. 2 DFS estimation of different sub-carriers

可以看出,图 2(a)中的子载波质量优于图 2(b)中的子载波,其中用于对比的真实值是通过目标运动轨迹进行理论推导得出的。WiPasLoc 设计了一种子载波选择算法,可以选择质量较高的子载波进行多普勒频移估计,具体步骤如算法 1 所示。

算法 1 子载波选择算法

输入:子载波 DFS 矩阵 \mathbf{D} 和参数 W_1, W_2, k

输出:质量最高的 k 条子载波: $\{d_1, d_2, \dots, d_k\}$

1. for $i=1:F$

2. for $j=1:N$
3. 计算样本时间差值: $dx = \text{diff}(x(i) - x(i-1))$;
4. 求解子载波的切线斜率: $y1 = \text{gradient}(y, dx)$;
5. 对切线斜率求导: $y2 = \text{gradient}(y, dx)$;
6. end
7. 给出综合评分: $\text{score} = W_1 (\max(\mathbf{D}(i, :)) \min(\mathbf{D}(i, :))) + W_2 * \text{sum}(y2)$;
8. end
9. 输出评分最高的 k 条子载波 $\{d_1, d_2, \dots, d_k\}$, 算法结束。

算法 1 首先计算子载波的平滑程度, 子载波的平滑程度定义为切线斜率导数变化范围, 变化范围越大意味着子载波的多普勒频移估计值中存在较大的噪声干扰。然后再计算子载波频率的波动范围, 子载波频率波动范围定义为滑动窗口内子载波的频率差值, 由于目标是运动中的物体, 在短时间多普勒频移呈现固定的变化趋势, 子载波频率波动范围越大代表子载波所包含的信息量越多。最后结合子载波切线斜率导数变化范围和频率波动范围进行子载波选择, 以及对子载波信号质量进行综合评分, 选择多条评分较高的子载波多普勒频移估计值进行加权求和作为最终结果。

3.5 信号到达角估计

在信号到达角估计中同样是对信道状态信息进行共轭相乘, 在多普勒频移估计中已经消除了静态分量, 因此可以得到:

$$A_{1,j,k} B_{2,j,k} e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + A_{2,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} \quad (7)$$

由于 $A_{2,j,k} B_{1,j,k} e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})}$ 会产生 DFS 歧义^[11], 因此需要进一步分离式(7)中的噪声。通过在所有传感器的 CSI 幅度中减去一个较小的常数值 α , 并在参考传感器的 CSI 幅度中加入一个较大的常数值 β , 可以消除 DFS 歧义造成的影响。不失一般性, 假设以天线 2 为参考天线:

$$A_{1,j,k} (B_{2,j,k} + \beta) e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} + A_{2,j,k} (B_{1,j,k} - \alpha) e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} \quad (8)$$

可以看到,

$$A_{1,j,k} (B_{2,j,k} + \beta) e^{-J(\theta_{1,j,k} - \varphi_{2,j,k})} \gg A_{2,j,k} (B_{1,j,k} - \alpha) e^{-J(\theta_{2,j,k} - \varphi_{1,j,k})} \quad (9)$$

此时目标项的值远大于干扰项, 因此共轭相乘所引入的干扰项在这一步全部得到了消除。对于处理后的 CSI 样本, 可以通过 music 算法来获得信号到达角估计值。如图 3 所示, 即使在消除大部分干扰项后, 信号到达角估计中依旧存在大量噪声, 这些噪声主要来自于 $\varphi_{2,j,k}$, 即由接收器接收到的经过静态环境反射的信号。

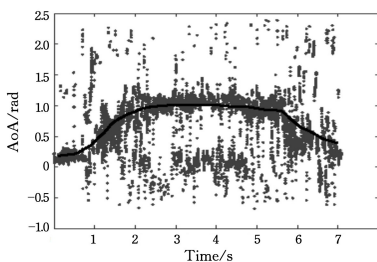


图 3 信号到达角估计实例

Fig. 3 Examples of AoA estimation

WiPasLoc 设计了一种全新的双窗口联合滤波的方法, 在时间维度上定义了大约 0.1s 的短时间采样窗口, 在此窗口中收集 [3 个 RX 天线 \times 30 个子载波 \times N 个数据包] 的 CSI 样本。在空间维度上结合目标到接收器的距离和目标的运动速度定义了不同的信号到达角窗口, 如图 4 所示。在图 4 中, RX 表示接收器位置, X_1 表示目标当前位置, X_2 和 X_3 表示目标下一时刻所有可能的位置中信号到达角变化量最大的位置, d 表示目标到接收器的距离, 由多普勒频移估计值可以获得其变化范围。由于室内运动中目标的速度一般不超过 5 m/s, 因此 r 定义为目标在时间采样窗口内的最大运动距离, 由此可以动态获得目标的信号到达角的变化范围并以此作为信号到达角窗口, 通过计算每个窗口中的采样概率来选择累积概率最高的窗口作为估计值。由于存在幅度为 2π 的相位模糊, 因此 AoA 的搜索空间被定义在 $[-90^\circ, 90^\circ]$ 。这意味着被定位的人员只能在接收天线阵列的一侧运动, 在实验中 WiPasLoc 设置 AoA 分辨率为 1° 。从图 3 中可以看到, WiPasLoc 能够从冗杂的环境噪声中准确估计出信号到达角。由于 WiPasLoc 中信号到达角估计算法不依赖于多普勒频移估计值, 因此可以和多普勒频移估计算法同步进行, 更加高效地利用设备算力, 进一步缩短系统运算时间, 从而提高定位的实时性。

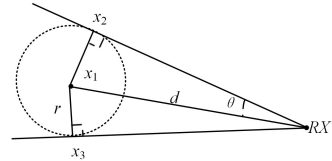


图 4 信号到达角窗口选择

Fig. 4 AoA-window selection

3.6 定位模型

本节将详细介绍如何通过已有的多普勒频移估计值和信号到达角估计值进行目标位置定位。首先通过多普勒频移和信号传播路径长度之间的对应关系将多普勒频移估计值转化为目标到发射器以及目标到接收器的距离之和; 然后通过两个基本参数进行轨迹追踪, 一个是 *Range*, 即目标到发射器和接收器的距离之和, 另一个是接收天线阵列处接收到目标反射信号的方向 *AoA*。

3.6.1 DFS-Range 转换

多普勒频移被定义为由波源和观察者相对运动引起的信号频率变化的量化差异, 被广泛用于估计传感系统中目标的速度^[20-21]。WiPasLoc 并没有直接建立 DFS 与目标运动速度之间的关系, 而是从本质上建立 DFS 和信号传播路径长度变化速度之间的关系。接收信号的多普勒频移和信号传播路径长度变化速度的关系可表示为:

$$f_{dfs} = f \frac{V_{path}}{c} \quad (10)$$

其中, f 为信号的原始载波频率, V_{path} 为路径长度变化速度, c 为信号在空中的传播速度, f_{dfs} 是多普勒频移。可将移动的人员目标视为一个点, 当目标人员运动改变了反射路径的长度时, 会在接收信号中引入多普勒频移。给定一对 WiFi 收发器

和一个人体目标,以收发器为焦点作椭圆形,目标人员当前位置一定在某条椭圆轨迹上,如图5所示。

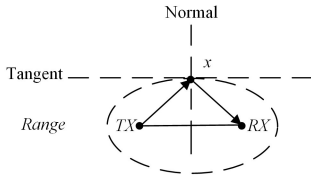


图5 Range和DFS之间的转换关系

Fig. 5 Principle of Range-DFS transformation

如果目标人员沿着椭圆的切线方向行走,该运动将不会改变反射路径长度,也就无法检测到任何多普勒频移。但如果目标人员的运动在椭圆的法线方向存在速度分量,那么该运动将改变反射路径长度从而引起多普勒频移。我们定义了0.1s的时间采样窗口,在已知路径长度变化率 V_{path} 的情况下,结合目标的初始位置,信号传播路径长度的计算式如下:

$$l = l_0 + V_{\text{path}} \Delta \tau \quad (11)$$

其中, l 是信号传播路径的长度, l_0 是目标运动的初始位置到发射器和接收器的距离之和, V_{path} 是信号传播路径长度变化速度, $\Delta \tau$ 是采样时间间隔。结合式(10)中多普勒频移估计值和路径与长度变化速度之间的关系,可以将式(11)改写为:

$$l = l_0 + \frac{c f_{\text{dfs}}}{f} \Delta \tau = l_0 + \lambda f_{\text{dfs}} \Delta \tau \quad (12)$$

其中, λ 是信号波长。

3.6.2 轨迹追踪

通过上述操作,可以获得人员轨迹追踪的两个核心参数,即信号传播距离 *Range* 和信号到达角度 *AoA*,通过这些参数,可以在二维坐标系中对目标的运动轨迹进行追踪和定位。WiPasLoc 采用的定位模型如图6所示。

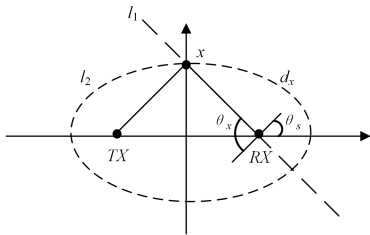


图6 基于AoA和Range的定位模型

Fig. 6 Localization model based on AoA and Range

图6中 d_s 表示信号传播路径长度, θ_s 表示信号的到达角, θ_x 表示接收器天线阵列的方向,这些是可以在进行定位前直接测量到的系统参数。假设发射器TX的位置为 (x_1, y_1) ,接收器RX位置为 (x_2, y_2) ,目标X所在位置为 (x, y) ,可以得到以接收器和发射器为焦点,以信号传播长度为距离和的椭圆轨迹方程,同时还可得到从目标位置指向接收器位置的直线方程。联立这两个方程:

$$\sqrt{(x-x_1)^2 + (y-y_1)^2} + \sqrt{(x-x_2)^2 + (y-y_2)^2} = d_s$$

$$(y-y_2) = -\tan(\theta_x - \theta_s)(x-x_2) \quad (13)$$

可以轻松求出方程组的两组解,即椭圆和直线的交点,再结合已知目标的初始位置作为约束条件,则可以确定唯一解,

即目标当前的位置。通过在持续的时间序列上作多普勒频移估计和信号到达角估计即可实现目标的轨迹追踪。

3.6.3 轨迹拟合

由于噪声和WiFi硬件分辨率的存在,多普勒频移估计值和信号到达角估计值不可避免地存在误差,导致目标运动轨迹出现偏移。随着目标到接收器距离的增大,很小的信号到达角估计误差往往会产生较大的轨迹偏移。因此WiPasLoc提出了一种轨迹拟合方法来进一步减小运动轨迹的偏移。在现实场景中的室内运动大多为有规律的、平缓的运动状态,所以当一段运动轨迹中出现极少数的呈现异常速度的定位点时,就将其视为估计误差,在目标的上一个估计点和下一个估计点间做插值处理。同时,根据不同的现实场景设置了相应的速度上限,当轨迹中呈现出超过速度上限的定位点时,在保持运动方向不变的前提下,将速度限制在极限值,使得估计出的运动轨迹更符合实际情况。具体来说,对于第*i*时刻轨迹位置 loc_i ,可以根据上一时刻位置 loc_{i-1} 计算出当前时刻的运动速度 $v_i =$

$$\frac{\sqrt{(loc_i - loc_{i-1})^2}}{\Delta t}$$

其中 Δt 是两个位置之间的时间差值。同时可以计算出当前时刻运动方向 $\theta_i = \tan\left(\frac{y_i - y_{i-1}}{x_i - x_{i-1}}\right)$,其中 x 和 y 分别对应当前位置的平面坐标。在现实场景中室内人员运动速度一般不超过3m/s,因此将速度阈值设置为3。在轨迹拟合算法中,如果当前时刻运动速度超过阈值,则将 v_i 设置为3m/s,且保持运动方向不变,即 $\theta_i = \theta_{i-1}$ 。如果当前时刻运动速度不超过阈值则不做优化,保持原运动速度和方向不变,这种情况下不会带来额外的误差。

4 实验及分析

4.1 实验场景

WiPasLoc在硬件方面需要一个WiFi发射器和一个接收器,实验中使用配备Intel 5300 WiFi网卡的技嘉miniPC作为发射器和接收器。发射器由一根全向天线将数据包发送到空间中,接收器是由3个全向天线组成的一个均匀线性阵列,天线间距是WiFi信号的半波长。实验采用5.825GHz信号,带宽设置在20MHz。在软件方面,实验将Linux 802.11n CSI工具安装在设备中以收集CSI测量值。处理计算机装配有AMD R7-5800H的处理器,并使用MATLAB处理CSI数据。实验中将信道状态信息的采样率设置为1000Hz,Intel 5300 WiFi网卡在30个子载波上为每个数据包提供CSI,因此参数估计方法有30个CSI快照。对于每个多普勒速度估计和信号到达角估计,使用在0.1s的时间窗口中收集的CSI样本。

为全面评估模型性能,实验中要求测试者在不同的多径干扰下沿着直线、圆形等不同的运动轨迹行走。待测区域设置为5m×5m的正方形,运动轨迹的真实值通过视频录像的方案获得,首先要求测试者穿着和环境有着高对比度颜色的衣服,然后将目标像素位置转换成现实时间物理空间中的坐标。最后将WiPasLoc与当前公认的无监督方法Widar2.0^[11]进行对比,实验中Widar2.0采用与WiPasLoc相同的系统设置,

且采用 DFS, AoA 和 Range 等参数。

4.2 结果与分析

为验证 WiPasLoc 的有效性, 在 Widar2.0 公开的数据集上测试了 WiPasLoc 系统, 并按照 Widar2.0 的实验场景微调了相关参数。图 7 给出了不同运动轨迹下 WiPasLoc 和 Widar2.0 的定位实例。

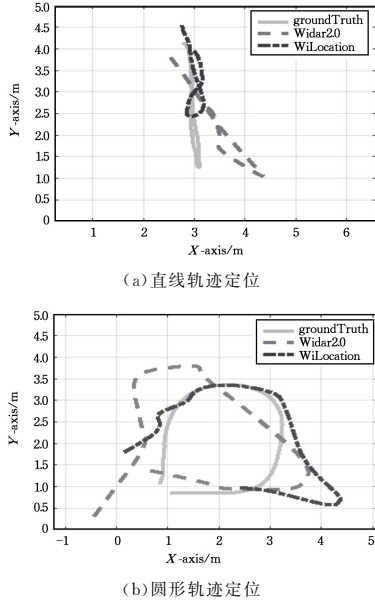


图 7 定位结果实例

Fig. 7 Examples of localization results

可以看到, 即使在 Widar2.0 定位效果较差的实验场景中, WiPasLoc 仍然可以获得较为准确的定位轨迹, 从而有效验证了 WiPasLoc 可以在不同轨迹下实现准确的定位效果。

为验证 WiPasLoc 对定位精度的提升, 本文对不同的运动轨迹共进行了 50 次定位实验, 图 8 给出了 WiPasLoc 和 Widar2.0 的定位误差的累积概率分布 (Cumulative Distribution Function, CDF), 结果表明 Widar2.0 实现了 1.08 m 的平均绝对误差和 2.41 m 的 90% 误差。对应的 WiPasLoc 的平均绝对误差和 90% 误差分别降低到了 0.8 m 和 1.66 m, 比 Widar2.0 提高了约 28 cm 和 75 cm, 有效验证了 WiPasLoc 可以实现更加精准的被动式室内人员定位效果。

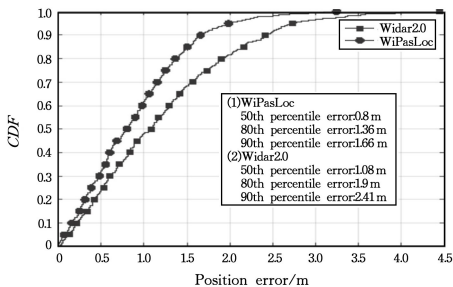


图 8 Widar2.0 和 WiPasLoc 定位误差对比

Fig. 8 Localization error comparison of Widar2.0 and WiPasLoc

为了进一步分析轨迹拟合算法的重要性, 记录 50 组实验数据并绘制了 WiPasLoc 在有轨迹拟合和没有轨迹拟合方法下定位的累积分布误差, 如图 9 所示。

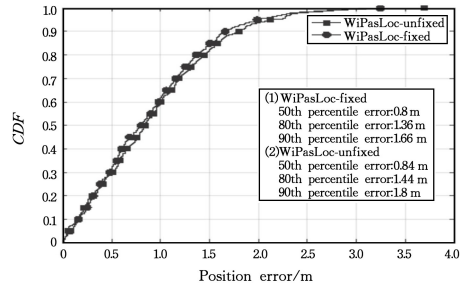


图 9 轨迹拟合对比

Fig. 9 Comparison of trajectory fitting

图 9 给出了轨迹拟合方法对定位精度的影响, 实验数据表明, 在没有轨迹拟合的情况下 WiPasLoc 的中值定位误差为 0.84 m, 90% 定位误差为 1.8 m, 相较于使用了轨迹拟合的定位算法, 精度分别下降了 4 cm 和 14 cm, 有效证明了轨迹拟合方法对定位算法精度的提升作用。

结束语 本文介绍了一种基于 WiFi 的被动式定位系统, 可以在商用 WiFi 设备上实现准确的人员运动轨迹追踪。WiPasLoc 首先利用 CSI 互相关模型提取可靠的多普勒频移, 并通过子载波选择算法进一步提升估计的准确度。然后通过双窗口信号到达角估计算法, 从嘈杂的环境噪声中获得准确的估计值。最终结合目标初始位置估计运动轨迹, 并通过运动速度对轨迹进行进一步拟合, 有效地提高了定位精度。在商用 WiFi 设备上实施和评估 WiPasLoc, 结果表明该系统实现了 80 cm 的中值定位误差, 获得了高于其他同类型工作的定位精度。在下一步的多目标被动式定位研究中, 目标之间的干扰问题将是值得着重关注的问题。

参考文献

- [1] ADIB F M, KABELAC Z, KATABI D, et al. 3D tracking via body radio reflections[C]// Proceedings of the 11th USENIX Conference on Networked Systems Design and Implementation (NSDI'14). USENIX Association, USA, 2014: 317-329.
- [2] BOCCA M, KALTIOKALLIO O, PATWARI N, et al. Multiple Target Tracking with RF Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(8): 1787-1800.
- [3] ROBERT S, AMANDA L, CHRIS S, et al. Elderly persons' perception and acceptance of using wireless sensor networks to assist healthcare[J]. International Journal of Medical Informatics, 2009, 78(12): 788-801.
- [4] KARANAM C R, KORANY B, MOSTOFI Y. Tracking from one side; multi-person passive tracking with wifi magnitude measurements[C]// IEEE IPSN, 2019: 181-192.
- [5] TADAYON N, RAHMAN M T, HAN S, et al. Decimeter ranging with channel state information[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2019, 18(7): 3453-3468.
- [6] MANIKANTA K, KIRAN J, DINESH B, et al. SpotFi: Decimeter Level Localization Using WiFi[C]// Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication (SIGCOMM '15). Association for Computing Machinery, New York, USA, 2015: 269-282.

- [7] SEN S, LEE J K, KIM K H, et al. Avoiding multipath to revive inbuilding WiFi localization[C]//Proceeding of the 11th Annual International Conference on Mobile systems, applications, and services(MobiSys'13). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2013:249-262.
- [8] XIE Y, LI Z, LI M. Precise power delay profiling with commodity WiFi[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 18(6):1342-1355.
- [9] KOTARU M, JOSHI K, BHARADIA D, et al. Spotfi: Decimeter level localization using wifi[C]//ACM SIGCOMM. 2015:269-282.
- [10] QIAN K, WU C, ZHOU Z, et al. Inferring motion direction using commodity WiFi for interactive exergames[C]//ACM CHI. 2017:1961-1972.
- [11] QIAN K, WU C, ZHANG Y, et al. Widar2.0: Passive human tracking with a single WiFi link[C]//ACM MobiSys. 2018:350-361.
- [12] ZHOU R, TANG M, GONG Z, et al. Freetrack: Device-free human tracking with deep neural networks and particle filtering[J]. IEEE Systems Journal, 2019, 14(2):2990-3000.
- [13] AYYALASOMAYAJULA R, ARUN A, WU C, et al. Deep learning based wireless localization for indoor navigation[C]//ACM MobiCom. 2020:1-14.
- [14] CHEN X, LI H, ZHOU C, et al. Fido: Ubiquitous fine-grained wifi-based localization for unlabelled users via domain adaptation[C]//Proceedings of the Web Conference. 2020:23-33.
- [15] QIAN K, WU C S, YANG Z, et al. Widar: Decimeter-Level Passive Tracking via Velocity Monitoring with Commodity WiFi[C]//Proceedings of the 18th ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking and Computing(Mobihoc'17). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2017:1-10.
- [16] LI X, ZHANG D Q, LV Q, et al. IndoTrack: Device-Free Indoor Human Tracking with Commodity WiFi[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2017, 1(3):1-22.
- [17] WANG Z Q, ZHANG J A, XU M, et al. Single-Target Real-Time Passive WiFi Tracking[J]. arXiv:2019.06006, 2021.
- [18] RAO B D, HARI K S. Performance analysis of root-music[J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989, 37(12):1939-1949.
- [19] WU D, ZENG Y W, GAO R Y, et al. WiTraj: Robust indoor motion tracking with WiFi signals[J/OL]. IEEE Transactions on Mobile Computing. [HTTPS://DOI.ORG/10.1109/TMC.2021.3133114](https://doi.org/10.1109/TMC.2021.3133114).
- [20] NIU K, WANG X, ZHANG F, et al. Rethinking Doppler Effect for Accurate Velocity Estimation with Commodity WiFi Devices[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2020, 40(7):2164-2178.
- [21] GAO R Y, ZHANG M, ZHANG J, et al. Towards position-independent sensing for gesture recognition with Wi-Fi[J]. Proceedings of the ACM on Interactive Mobile Wearable and Ubiquitous Technologies, 2021, 5, (2):1-28.



WANG Dong-zi, born in 1996, postgraduate. His main research interests include Internet of things and mobile computing.



XIAO Fu, born in 1980, Ph.D, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include areas of Internet of things and mobile computing.

(责任编辑:何杨)