

面向智能家居的WiFi多链路协同人体跟踪方法

潘厚丞^{①②} 蔡宇双^{①②} 姚俊梅^③ 张霆廷^{*①②}

^①(哈尔滨工业大学(深圳)信息科学与技术学院 深圳 518055)

^②(广东省空天网络与智能感知重点实验室 深圳 518055)

^③(深圳大学计算机与软件学院 深圳 518060)

摘要: 在智能家居场景中, WiFi网络将多个物联网(IoT)设备相连, 为实现室内被动人体跟踪提供了新路径。然而, 多链路跟踪需要考虑信号融合、设备自定位等问题。为此, 该文提出了一种适用于商用WiFi的多链路协同跟踪方法。针对商用网卡的测量信号噪声, 这种方法首先进行信号预处理, 从高维的原始信道状态信息(CSI)数据中提取多普勒频移(DFS)。随后, 对多链路DFS进行融合, 以实现协同跟踪。该方法在没有WiFi设备位置先验知识的条件下也能实现设备自定位, 为跟踪算法提供输入。最后, 该文搭建了一个多发单收网络结构的原型验证系统, 在未知设备位置的情况下实现了小于50 cm的人体跟踪精度, 相比传统方法提升了约70%。在复杂场景的测试中表明, 该系统能达到亚米级的跟踪精度, 对设备位置误差具有鲁棒性, 并显示出一定实时运行潜力。

关键词: WiFi感知; 多链路; 被动人体跟踪; 多普勒频移

中图分类号: TN929.5

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2026)00-0001-11

DOI: 10.11999/JEIT260267

CSTR: 32379.14.JEIT260267

1 引言

通感一体化(Integrated Sensing And Communication, ISAC)是新一代移动通信网络的关键技术之一, 旨在通过复用无处不在的无线通信设施同步实现通信与感知功能^[1,2]。相比于基于摄像头、可穿戴设备、专用传感器等实现感知的方案, WiFi感知技术因其在隐私安全、非侵入式、部署成本等方面具有显著优势而得到迅猛发展。近年来, 通过充分利用室内日渐增加的物联网(Internet of Things, IoT)智能设备, 可以实现多链路协同WiFi感知^[3-10]。例如, 基于WiFi的被动人体跟踪技术在智慧安防、应急救援等场景下具有日益凸显的应用价值^[6-10]。

一般而言, WiFi跟踪可以通过估计目标反射路径的到达角(Angle of Arrival, AoA)、飞行时间(Time of Flight, ToF)和多普勒频移(Doppler Fre-

quency Shift, DFS)等参数实现。例如, 可以同时估计AoA、ToF、DFS或三者的任意两两组合^[6,11]。然而, 在一般的商用设备上, 已有的成熟协议限制了天线数量和带宽大小, 使得很难从多径分量中提取出目标反射分量, 以实现目标路径AoA或ToF的精确估计^[7]。因此, 许多现有方法都是基于DFS实现的^[7-10], 但这就需要利用多链路信息。比较常用的跟踪算法是航位推算, 其在每一时刻动态选取合适的两条链路的DFS估计目标速度, 并在给定的轨迹初始位置上实现迭代跟踪^[9,10]。但是这种方法难以定义合适的标准来进行链路选择融合; 同时, 由设备位置误差带来的不确定性会较大程度的影响跟踪精度。

另外, 现有方法^[5-10]所搭建的系统多为单发多收结构, 由无线接入点(Access Point, AP)下行广播发送WiFi信号, IoT站点(STation, STA)接收到信号后再汇总至融合中心, 数据汇集繁琐。通过STA接收数据还存在天线数量不足的问题, 例如一些普通的STA(如家电)通常只存在单天线, 导致许多依赖多天线运行的感知算法^[6,8-10]无法使用。

受上述问题启发, 本文首先介绍了WiFi多链路跟踪的技术背景, 展示了基于信道状态信息(Channel State Information, CSI)跟踪的基本原理与系统模型。随后详细讲述了本文的多链路跟踪算法, 包括设备自定位、多普勒提取与基于粒子滤波的多链路跟踪三部分。最后, 通过实验验证了所提出方法的有效性与实用性。本文的具体贡献点可总结如下:

收稿日期: 2026-03-11; 改回日期: 2026-07-01; 网络出版: 2026-07-12

*通信作者: 张霆廷 zhangtt@hit.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(62171160, 62027802), 哈尔滨工业大学原创前沿探索基金(HIT.OCEF.2022055), 深圳市重大科技专项(KJZD20231023093055002, KJZD20230923114804009), 广东省重点实验室(2024) (2024KSYS023)

Foundation Items: The Natural Science Foundation of China (62171160, 62027802), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (HIT.OCEF.2022055), The Shenzhen Science and Technology Program (KJZD20231023093055002, KJZD20230923114804009), Guangdong Provincial Key Laboratory (2024) (2024KSYS023)

(1)针对采用航位推算的传统多链路跟踪方法链路选择困难、对设备位置误差敏感的问题,本文引入了粒子滤波算法,在实现多链路信号融合的同时提升了对设备位置误差的鲁棒性。

(2)针对AP下行广播的单发多收结构可能出现的数据汇集繁琐、接收天线数量不足等问题,本文将WiFi网络改为了STA上行传输的多发单收结构,有助于数据汇集并利用AP多天线的优势。

(3)搭建了原型系统以验证所提出的方法。实验表明,在本文所搭建的实验环境和测试条件下,该方法在未知设备位置的情况下能够实现小于50 cm的中位跟踪误差,相比传统方法提升了约70%。

2 技术背景

2.1 基于WiFi CSI感知的基本原理

在IEEE 802.11标准中,接收机从WiFi数据包的导频中提取CSI,这实际上是通过已知的训练符号估计信道的过程^[12]。在WiFi系统中,具有 M 根天线的接收机可以获得连续 S 个数据包、包含 K 个

$$f_D[t] = -\frac{1}{\lambda} \frac{(\|\mathbf{p}_{\text{tar}}[t] - \mathbf{p}_T\| + \|\mathbf{p}_{\text{tar}}[t] - \mathbf{p}_R\|) - (\|\mathbf{p}_{\text{tar}}[t-1] - \mathbf{p}_T\| + \|\mathbf{p}_{\text{tar}}[t-1] - \mathbf{p}_R\|)}{\Delta T} \quad (3)$$

从式(3)可见,DFS f_D 与目标位置 $\mathbf{p}_{\text{tar}}$ 之间存在映射关系,进而说明CSI反映了目标的运动信息,可用于实现感知。对于跟踪应用而言,由于单链路DFS仅反映目标的径向速度^[10],因此需要融合多链路。

2.2 系统模型

在智能家居场景中,多个IoT STA通过WiFi网络相连,采用CSMA/CA (Carrier Sense Multiple Access with Collision Avoidance)的机制接入信道。图1展示了此场景下的系统模型。系统通过多个STA上行发送测量信号,由AP接收信号。将每个STA与AP之间视作一条通信链路,AP可以根据MAC (Media Access Control)地址区分每一个STA即每一条链路的信号。在多链路跟踪系统运行前,需要先启用设备自定位算法估计STA的位置。随后,结合每条链路的CSI进行多链路协同被动人体跟踪。

3 WiFi多链路跟踪算法

本文的WiFi多链路跟踪的系统流程如图2所示。首先,多个STA向AP上行发送测量信号,AP通过不同STA的MAC地址区分多链路。随后,若系统没有设备位置的先验知识,则先进行设备自定位。接着,分别对每条链路的信号进行同样的处理,完成信号去噪和多普勒提取。最后,通过粒子滤波融合多链路的信号实现协同人体跟踪。

子载波的CSI矩阵 $[h_{i,j,k}]_{S \times M \times K}$ 。矩阵中的元素可以被建模为^[3,6,10,13,14]:

$$h_{i,j,k} = \sum_{l=1}^L \alpha_{i,j,l} e^{-j2\pi f_k \frac{d_{i,j,l}}{c}} \quad (1)$$

式(1)中, i, j, k, l 分别表示数据包索引、天线索引、子载波索引和路径索引, L 为多径数; α 为信道复衰减、 f 为信号频率、 d 为信号路径长度、 c 为光速。

当目标运动时,经由目标反射的路径长度会发生变化,从而产生DFS^[3,6,7,9]:

$$f_D(t) = -\frac{v_D(t)}{\lambda} = -\frac{1}{\lambda} \frac{d}{dt} d(t) \quad (2)$$

式(2)中, $v_D(t) = \frac{d}{dt} d(t)$ 为目标反射路径长度变化率, $\lambda = c/f$ 为WiFi信号波长。

进一步,将式(2)的时间离散化。设 $\mathbf{p}_T$ 表示发射机位置, $\mathbf{p}_R$ 表示接收机位置, $\mathbf{p}_{\text{tar}}[t]$ 表示 t 时刻的目标位置, $\|\cdot\|$ 表示取欧式范数, ΔT 为相邻时刻的时间间隔,则式(2)可以进一步写为:

3.1 设备自定位

在进行多链路跟踪之前,需要先得到设备位置。然而,很多现有工作都忽略了这一步骤,直接将其作为先验知识引入,也没有考虑设备位置误差对跟踪精度的影响。本文结合CSI和FTM (Fine Time Measurement)协议,通过AP接收的信号实

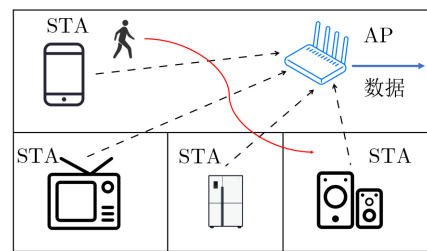


图1 智能家居中的WiFi多链路跟踪系统模型

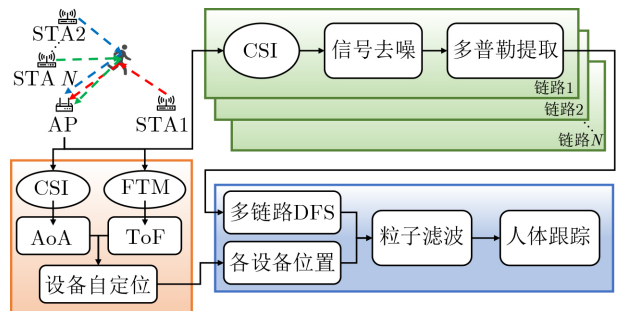


图2 系统流程图

现对AP与各STA之间直射径(Line of Sight, LoS)的AoA-ToF联合估计, 得到角度、距离的估计值, 随后按图3所示得到STA位置坐标的估计。

对于使用多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)与正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)技术的WiFi系统, 第 j 根接收天线、第 k 个子载波上的CSI相对于第1根接收天线、第1个子载波存在一个额外的相移。具体而言, $h_{i,j,k}$ 可表示如下^[5,6,15]:

$$\begin{aligned} h_{i,j,k} &= \sum_{l=1}^L \alpha_{i,1,l} e^{-j2\pi f_1 \tau_l} e^{-j2\pi(k-1)\Delta f \tau_l} \\ &\quad \cdot e^{-\frac{j2\pi f(j-1)\delta d \sin \theta_l}{c}} \\ &= \sum_{l=1}^L \alpha_{i,1,l} e^{-j2\pi f_1 \tau_l} \Omega(\tau_l)^{k-1} \Phi(\theta_l)^{j-1} \end{aligned} \quad (4)$$

式中, $\Delta f, \delta d$ 分别为子载波频率间隔和天线间隔, τ_l, θ_l 分别为第 l 条路径的ToF和AoA, $\Omega(\tau_l) = e^{-j2\pi \Delta f \tau_l}$ 为ToF引入的相移因子, $\Phi(\theta_l) = e^{-j2\pi f \delta d \sin \theta_l / c}$ 为AoA引入的相移因子。为从式(4)中计算AP与STA之间LoS路径的AoA和ToF, 一种常用的方法是MUSIC (Multiple Signal Classification)算法。

首先, 需要通过最小二乘拟合法消除由AP与STA时钟异步引入的相位偏移^[15]。对于每一个数据包, 对所有天线的CSI相频曲线同时进行最小二乘拟合后, 将各天线的相位分别减去拟合所得到的直线即可获得净化后的CSI $h_{i,j,k}$ 。

其次, 由于一般商用设备的天线数量较少(1~4根), 而室内环境中的散射体数量(6~8个)大于天线数, 会导致MUSIC算法无法解析多径。因此需要先通过SpotFi的方法^[15]扩充输入CSI矩阵的维度:

$$\mathbf{X}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{H}_{i,1,J} & \cdots & \mathbf{H}_{i,M-I+1,J} \\ \mathbf{H}_{i,2,J} & \cdots & \mathbf{H}_{i,M-I+2,J} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{H}_{i,I,J} & \cdots & \mathbf{H}_{i,M,J} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $\mathbf{X}_i$ 为对第 i 个数据包扩充后的CSI, $\mathbf{H}_{i,I,J}$ 为取第 I 根天线的连续 J 个子载波构造的Hankel矩阵:

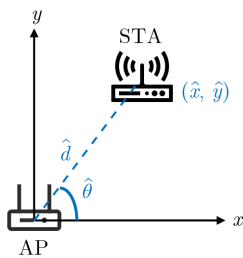


图3 设备自定位示意图

$$\mathbf{H}_{i,I,J} = \begin{bmatrix} \widetilde{h}_{i,I,1} & \widetilde{h}_{i,I,2} & \cdots & \widetilde{h}_{i,I,K-J+1} \\ \widetilde{h}_{i,I,2} & \widetilde{h}_{i,I,3} & \cdots & \widetilde{h}_{i,I,K-J+2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \widetilde{h}_{i,I,J} & \widetilde{h}_{i,I,J+1} & \cdots & \widetilde{h}_{i,I,K} \end{bmatrix} \quad (6)$$

同时, 将扩充后的CSI矩阵 $\mathbf{X}_i$ 对应的导向矢量 $\mathbf{a}_{I,J}(\theta_l, \tau_l)$ 也进行扩充, 扩充结果为 $\mathbf{a}_I(\theta_l) = [1 \ \Phi(\theta_l) \ \cdots \ \Phi(\theta_l)^{I-1}]^T$ 与 $\mathbf{a}_J(\tau_l) = [1 \ \Omega(\tau_l) \ \cdots \ \Omega(\tau_l)^{J-1}]^T$ 的Kronecker积:

$$\mathbf{a}_{I,J}(\theta_l, \tau_l) = \mathbf{a}_I(\theta_l) \otimes \mathbf{a}_J(\tau_l) \quad (7)$$

式(5)-(7)中, I, J 为平滑参数, 可按照SPRING+^[16]的方式选取。

对原始CSI矩阵与导向矢量完成扩充后, 将其输入MUSIC算法以估计AoA:

$$P(\theta, \tau) = \frac{1}{\mathbf{a}_{I,J}^H(\theta, \tau) \mathbf{E}_N \mathbf{E}_N^H \mathbf{a}_{I,J}(\theta, \tau)} \quad (8)$$

式中, $P(\theta, \tau)$ 为MUSIC谱; $\mathbf{E}_N$ 为噪声子空间矩阵, 其由输入矩阵 $\mathbf{X}_i$ 的协方差矩阵 $\mathbf{R} = E[\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^H]$ 中较小的几个特征值对应的特征向量组成。对于每一个数据包 i , 都可以通过寻找MUSIC谱峰得到一对AoA和相对ToF (Relative ToF, R-ToF)(因为用于净化相位的最小二乘拟合法消除了绝对ToF (Absolute ToF, A-ToF)^[15])。对于多个数据包, 采用DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)算法进行聚类, 最终通过SpotFi的LoS可能性度量选出LoS路径的AoA作为估计结果^[15]。

由于通过式(8)只能得到R-ToF, 故本文另采用FTM协议估计A-ToF。FTM协议由IEEE 802.11mc标准提出, 可在现有商用WiFi设备中使用。该协议是通过记录收发的时间戳来实现AP与STA之间的信号往返时延(Round Trip Time, RTT)测量的, 其测量原理如图4所示, 其中RTT测量值给出如下:

$$\text{RTT} = \frac{1}{N} \left(\sum_{n=1}^N (t_4[n] - t_1[n]) - \sum_{n=1}^N (t_3[n] - t_2[n]) \right) \quad (9)$$

式中, N 为一次FTM测量的突发传输次数, t_1, t_2, t_3, t_4 分别为各收发时刻的时间戳。

由于FTM协议的测量结果存在未知的系统性误差, 本文采用多项式拟合的方法跳过误差估计, 在补偿误差的同时直接标定RTT—距离映射函数。距离(或ToF)估计算法分为两个阶段。首先是离线训练阶段: 在不同的距离处测量足够多的样本

作为训练数据,以每个距离处的RTT测量值作为样本、真实距离值作为标签,拟合出RTT—距离函数。随后是在线定位阶段:对于每一次定位,测量多个RTT样本输入拟合好的模型,得到输出后取平均作为最终的距离估计结果,由此即完成了距离(或ToF)的估计。

本文在如图5所示的场景中进行了设备自定位测试,其中AP位置固定,STA分别摆放在14个不同的位置。表1展示了在该场景下的测试结果,其中AoA估计、FTM测距与STA定位的中位误差分别为 5.8° 、0.31 m与0.56 m,最大误差在表中已加粗。值得注意的是,在表1中可见STA定位的最大误差为1 m。而在下文对设备位置误差影响的分析中,图10表明此时跟踪误差仍较小(50 cm左右),说明该设备自定位方法能够为本文跟踪算法提供较为可靠的输入。

3.2 多普勒提取

完成设备自定位后,接下来考虑如何实现跟

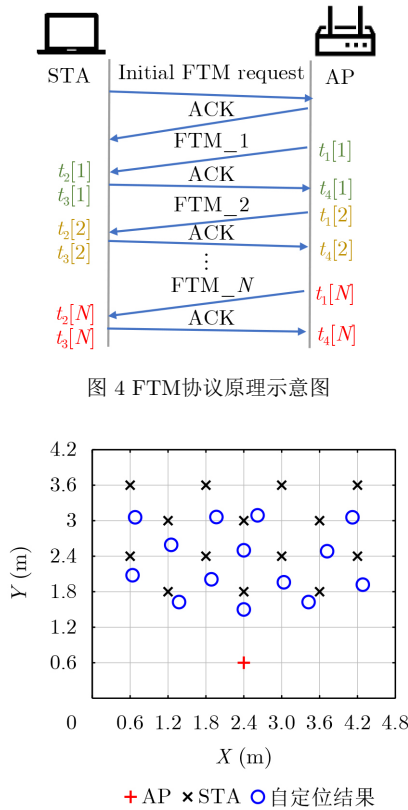


图 4 FTM协议原理示意图

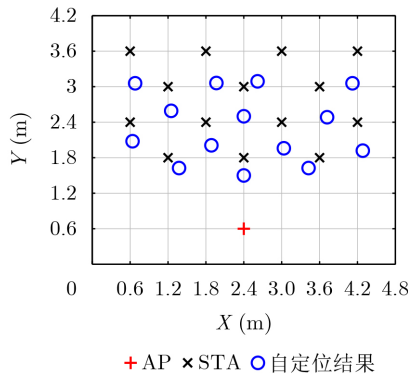


图 5 设备自定位测试场景示意图

踪。在实际的系统中,为对抗频率选择性衰落并实现信道均衡,接收机会进行自动增益控制(Auto-matic Gain Control, AGC)补偿。然而,这种补偿在提高WiFi信号通信质量的同时却严重破坏了其感知性能。本文借用目前研究中的普遍观点,使用CSI幅度在子载波维度上的均方根(Root Mean Square, RMS)估计AGC带来的幅度噪声[17],首先将每一根天线的幅度除以其RMS以去除幅度噪声的影响。分别用 $h_{i,j,k}$ 与 $\tilde{h}_{i,j,k}$ 表示处理前与处理后的CSI,这一过程可以表示如下:

$$\tilde{h}_{i,j,k} = \frac{h_{i,j,k}}{\sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K |h_{i,j,k}|^2}} \quad (10)$$

式(10)中, i, j, k 分别为数据包索引、接收天线索引和子载波索引, K 为子载波数。

同时,由于STA发射机与AP接收机的时钟异步,CSI的相位存在偏移。现有研究发现接收天线共享相同的射频链和时钟,因此这种相位偏移在各天线上是相同的[3,6,9,13,14]。于是我们使用两根天线间的CSI商来消除相同的相位偏移。假设信号传输环境中仅存在单个目标,CSI商可表示如下:

$$q_k[i] = \frac{\tilde{h}_{1,k}[i]}{\tilde{h}_{2,k}[i]} = \frac{b_{1,k} + \alpha_{1,k}[i]e^{-j2\pi f_k d_1[i]/c}}{b_{2,k} + \alpha_{2,k}[i]e^{-j2\pi f_k d_2[i]/c}} \quad (11)$$

式(11)中, $q[i]$ 为CSI商, $\tilde{h}[i]$ 为经式(10)处理后的CSI,下标1、2为天线索引, i, k 分别为数据包索引和子载波索引, b 表示LoS路径和由静止物体反射的背景静态分量, $\alpha[i], d[i]$ 分别表示动态路径的复衰减与长度。为突出表明动态路径导致的CSI时变性,此处索引 i 不作为下标而是内嵌至括号中。式(11)表明CSI商具有Möbius变换的形式,其具备以下性质[13]:当目标运动时,CSI商的轨迹是围绕复平面内某点旋转的圆,其旋转频率为DFS的大小,旋转方向代表DFS的正负。当分母的静态分量强度(用平均幅度表征)大于动态分量强度(用最大幅度与平均幅度之差表征)时,若动态路径长度增大,则CSI商顺时针旋转、DFS为负,否则反之。因此,CSI商携带了运动目标的多普勒信息,可用于进一步处理。

对于子载波 k ,对CSI商 $q_k[i]$ 进行短时傅里叶变

表 1 设备自定位测试结果

位置编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
AoA估计误差($^\circ$)	6.2	8.2	5.0	11.6	13.4	0.0	3.0	10.4	2.0	16.0	22.6	5.4	1.8	5.4
FTM测距误差(m)	0.07	0.00	0.35	0.17	0.11	0.21	0.08	0.33	0.54	0.42	0.29	0.82	0.68	0.59
STA定位误差(m)	0.33	0.36	0.42	0.65	0.56	0.21	0.14	0.56	0.54	0.63	1.00	0.84	0.68	0.62

换(Short-Time Fourier Transform, STFT)提取多普勒谱 $Q_k[t, f]$ 。随后, 对多普勒谱在子载波维度上平均, 然后从中提取出每一时刻峰值对应的频率, 并通过平滑处理 $\text{smooth}(\cdot)$ 得到DFS的估计值 $f_D[t]$ 。如式(12)与式(13)所示, 对每一条链路均做同样的处理, 得到各链路的DFS, 最终以多链路DFS作为后续算法的输入。图6展示了多普勒提取的过程。

$$Q_k[t, f] = |\text{STFT}\{q_k[i]\}| \quad (12)$$

$$f_D[t] = \text{smooth}\left(\arg\max_f \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K Q_k[t, f]\right) \quad (13)$$

值得注意的是, 由于人体是非刚性的, 除了躯干外, 肢体运动也会产生复杂的微多普勒干扰^[18]。但人体躯干的等效反射面积远大于四肢, 因此躯干运动贡献的回波能量显著高于肢体, 通常对应STFT频谱中能量最高的峰值^[19]。对于某一链路, 即使由于偶然的视角遮挡, 肢体运动产生的旁瓣分量会超过主峰, 其他链路的互补视角也可在融合后修正误差^[9], 从而减轻微多普勒干扰。因此, 式(13)通过单频峰值提取策略估计DFS是稳定且合理的。

3.3 基于粒子滤波的多链路跟踪

在获得总共 N 条链路的DFS $\{\vec{f}_D^n\}_{n=1,2,\dots,N}$ 与各STA发射机的位置后, 根据式(3)可将DFS与目标位置联系起来, 其中 $\vec{f}_D^n = \{f_D^n[t]\}_{t=1,2,\dots,T}$ 是第 n 条链路的长度为 T 的DFS序列。然而, 式(3)表明

$$\begin{aligned} \hat{f}_D^n[t] = & -\frac{1}{\lambda} \frac{\sqrt{x_{\text{tar}}^2[t] + y_{\text{tar}}^2[t]} + \sqrt{(x_{\text{tar}}[t] - x_{\text{STA}}^n)^2 + (y_{\text{tar}}[t] - y_{\text{STA}}^n)^2}}{\Delta T} \\ & + \frac{1}{\lambda} \frac{\sqrt{x_{\text{tar}}^2[t-1] + y_{\text{tar}}^2[t-1]} + \sqrt{(x_{\text{tar}}[t-1] - x_{\text{STA}}^n)^2 + (y_{\text{tar}}[t-1] - y_{\text{STA}}^n)^2}}{\Delta T} \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)中, $(x_{\text{STA}}^n, y_{\text{STA}}^n) = \mathbf{p}_{\text{T}}^n$ 为第 n 个STA发射机的位置坐标。假设测量噪声是具有方差 σ^2 的零均值高斯噪声, 那么用于更新权重的似然度则为 N 条链路似然度的乘积(假设各链路的测量是相互独立的):

$$p(f_D[t]|\mathbf{x}[t]) = \prod_{n=1}^N \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(f_D^n[t] - \hat{f}_D^n[t])^2}{2\sigma^2}} \quad (17)$$

式(17)中, $\hat{f}_D^n$ 为预期DFS测量值, f_D^n 为实际DFS测

DFS与目标位置的关系高度非线性, 因此很难从中推导出目标位置的闭合表达式。传统的航位推算法首先动态选择两条链路, 然后通过几何关系从DFS中求解目标速度, 进行目标跟踪^[9,10]。由于需要定义合适的标准来确定性地选择链路, 此方法存在链路选择的难点。同时, 设备位置误差会直接从几何关系耦合至目标位置, 故其对设备位置敏感。因此, 本文提出使用粒子滤波(Particle Filter, PF)^[20]来进行多链路协同跟踪。不同于传统的卡尔曼滤波, 粒子滤波适用于非线性和非高斯系统的状态估计, 对过程模型和测量模型没有任何限制。

首先, 在跟踪区域内建立直角坐标系, 习惯上选取AP作为原点。假设 t 时刻目标的状态矢量为:

$$\mathbf{x}[t] = [x_{\text{tar}}[t] \ y_{\text{tar}}[t] \ v_{x_{\text{tar}}}[t] \ v_{y_{\text{tar}}}[t]]^T \quad (14)$$

式(14)中, $(x_{\text{tar}}[t], y_{\text{tar}}[t]) = \mathbf{p}_{\text{tar}}[t]$ 为目标位置坐标, $(v_{x_{\text{tar}}}[t], v_{y_{\text{tar}}}[t])$ 为速度。于是, 过程模型为:

$$\mathbf{x}[t] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \Delta T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}[t-1] + \mathbf{q} \quad (15)$$

式(15)中, $\mathbf{q}$ 为过程噪声矢量, 其作用为保持粒子的多样性, 通常假设为零均值高斯噪声; 其协方差矩阵 $\mathbf{Q}$ 为对角矩阵, 意味着各维度上的噪声不相关; ΔT 为时间间隔。根据式(3), 第 n 条链路的测量模型为:

量值。值得注意的是, 相比于传统的航位推算法, 这一公式通过概率加权而不是确定性选择来进行多链路信号融合; 同时, 式中的测量噪声吸收了一部分由于设备位置误差带来的模型不确定性。

粒子滤波的计算流程如算法1所示, 其主要分为两个步骤: 预测步骤和更新步骤。在预测步骤中, 粒子根据过程模型(15)向前传播。在更新步骤中, 这些粒子通过测量模型(16)得到的预期测量值

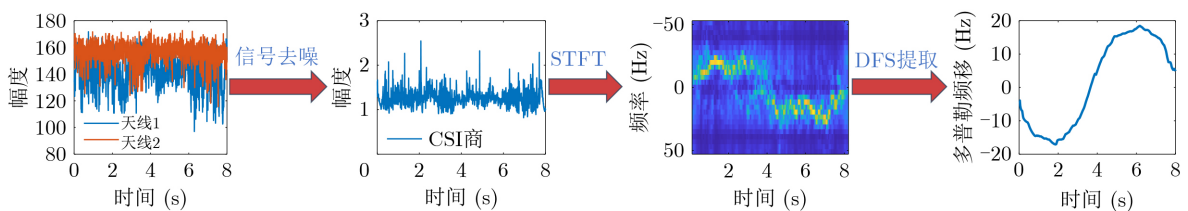


图6 多普勒提取过程示意图

算法 1 基于粒子滤波的多链路跟踪

输入: 每条链路 n 的DFS序列 $\{\hat{f}_D^n\}$, 每个STAN的位置 $(x_{\text{STA}}^n, y_{\text{STA}}^n)$, 链路数 N , 粒子数 N_S , 初始状态分布 $\mathbf{P}$, 过程噪声协方差矩阵 $\mathbf{Q}$, 测量噪声方差 σ^2 , 时间间隔 ΔT

输出: 目标的估计状态 $\{\hat{\mathbf{x}}[t]\}_{t=1,2,\dots,T}$

```

1 for  $i = 1$  to  $N_S$  do
2 从初始状态分布中采样第 $i$ 个粒子:  $\mathbf{x}_i[1] \sim \mathbf{P}$ ; 设置第 $i$ 个粒子的初始权重:  $w_i[1] = 1/N_S$ 
3 end for

4 获取粒子初始状态:  $\hat{\mathbf{x}}[1] = \sum_{i=1}^{N_S} w_i[1] \mathbf{x}_i[1]$ 

5 for  $t = 2$  to  $T$  do
6 for  $i = 1$  to  $N_S$  do
7 通过式(15)传播粒子 $\mathbf{x}_i[t]$ 
8 for  $n = 1$  to  $N$  do
9 通过式估计第 $i$ 个粒子的DFS $\hat{f}_{D_i}^n[t]$ ; 通过式计算第 $i$ 个粒子的似然度 $p_i$ ; 计算权重 $w_i[t] = w_i[t] \times p_i$ 
10 end for
11 end for

12 权重归一化:  $w_i[t] = w_i[t] / \sum_{i=1}^{N_S} w_i[t]$ ; 估计目标状态:  $\hat{\mathbf{x}}[t] = \sum_{i=1}^{N_S} w_i[t] \mathbf{x}_i[t]$ 

13 重采样 $N_S$ 个粒子
14 for  $i = 1$  to  $N_S$  do
15 重置权重:  $w_i[t] = 1/N_S$ 
16 end for
17 end for

18 return  $\{\hat{\mathbf{x}}[t]\}_{t=1,2,\dots,T}$ 

```

重新加权。权重大小的分配过程融合了多链路信号, 并吸收了一部分由设备位置误差导致的不确定性, 如式(17)所示。如果某粒子的预期测量值与实际测量值接近, 则该粒子可以获得更高的权重, 否则只能获得低权重。为了防止只有少数粒子集中了几乎所有的权重导致的粒子简并问题, 通常会加入重采样步骤, 以复制高权重粒子并删除低权重粒子, 然后重置权重。最后, 将以粒子状态的加权质心作为估计结果。

从计算效率上看, 粒子滤波器的算法复杂度为 $O(T \times N_S \times N)$ 。在实际的实时系统中, 计算间隔为 ΔT , 因此实际上只需考虑每一时刻的计算复杂度 $O(N_S \times N)$, 即算法效率受到粒子数 N_S 与链路数 N 的约束。在满足精度的前提下, 只要选择合适的参数, 便能使算法每一时刻的运行时间小于时间间隔 ΔT , 从而满足实际系统的应用需求。在后续的实验中, 本文将探讨不同的参数设置对算法效率以及性能的影响。

4 实测与结果分析

本文使用新一代商用WiFi网卡Intel AX200/

AX201搭建了一个原型验证系统。系统使用PicoScenes^[21]在5.24 GHz频段的20 MHz信道内执行CSI测量, CSI帧格式设置为802.11ac, 子载波数为57, 信号速率设置为100/200 Hz。同时, 使用iw及hostapd工具在2.4 GHz频段的信道11执行FTM测量。系统运行时, 多个配备1根天线的STA启用数据包注入模式在设定的信道持续发送数据包, 一个配备2根天线的AP启用监控模式持续监听信道以接收信号。

我们分别在图7(a)、图7(b)两种设置下进行了实验。目标人体在感知区域内运动, 轨迹包括不同方向的直线、多边形等。表2展示了基于粒子滤波的多链路跟踪算法的参数设置, 其中将初始状态分布 $\mathbf{P}$ 的位置部分的均值和方差设置为 $(x_{\text{tar}}[1], y_{\text{tar}}[1])$ 和0意味着给定初始位置的先验知识。图8展示了部分实验结果, 其中STA位置是通过第3.1节中的设备自定位方法估计得到的, 自定位误差约为0.5~1 m。

图9展示了本文方法所实现的跟踪性能, 并对比了使用航位推算法的WiTraj^[9]与PiTrack^[10]系统。由于基于AoA或ToF的跟踪方法^[6,11]需要较大的天线阵列或带宽以提供估计参数与多径的高分辨

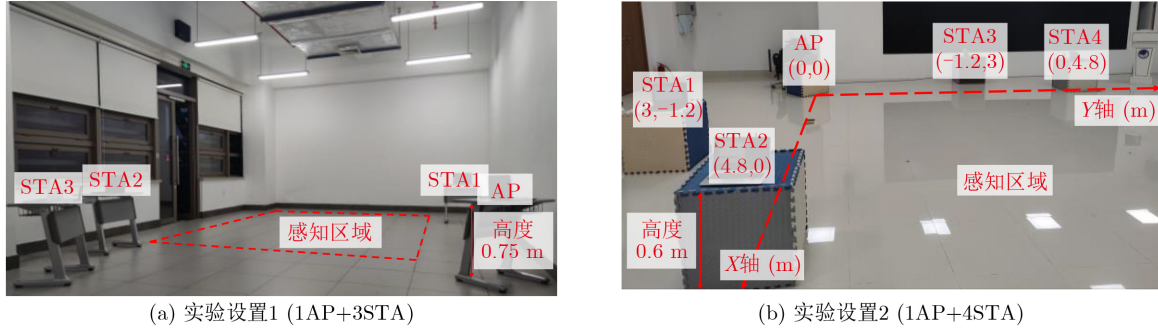


图 7 实验场景示意图

表 2 基于粒子滤波的多链路跟踪算法参数设置

N_s	P	Q	σ^2	ΔT
1000	$\mathcal{N}\left(\begin{bmatrix} x_{tar}[1] \\ y_{tar}[1] \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{diag}\begin{bmatrix} 0^2 \\ 0^2 \\ 0.01^2 \\ 0.01^2 \end{bmatrix}\right)$	$\mathcal{N}\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \text{diag}\begin{bmatrix} 0.05^2 \\ 0.05^2 \\ 0.25^2 \\ 0.25^2 \end{bmatrix}\right)$	0.4^2	0.1 s

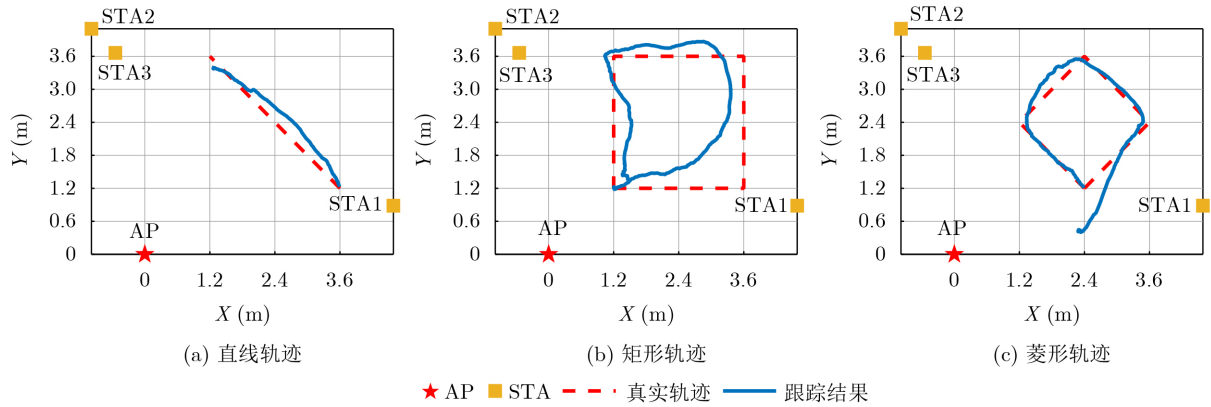


图 8 部分跟踪结果示意图

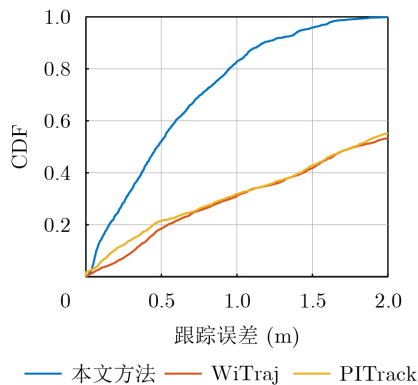


图 9 跟踪误差的累积分布函数曲线

率，因而本文在2天线、20 MHz带宽的设置下只考虑与基于DFS的方法进行对比。结果表明，当需要先对设备进行自定位时，三者的中位跟踪误差约分别为0.47 m、1.78 m和1.77 m，可见本文方法(蓝线)的精度相比采用航位推算法的传统跟踪方法(红线与黄线)提升了约70%。

4.1 设备位置误差的影响

本文的系统可以在未知设备位置时先进行设备自定位，这是很多现有工作忽略的步骤。同时，现有研究也几乎没有分析设备位置误差的影响。为此，我们增加了误差注入实验，对设备位置施加了不同量级的随机扰动。图10展示了在多次重复实验下设备位置误差对跟踪性能的影响。当设备位置误差较小时(0~0.5 m)，三种方法的跟踪中位误差均较小(小于60 cm)。然而，当设备位置误差进一步增大时，WiTraj^[9]和PITrack^[10]方法的跟踪误差显著增加，但本文方法仍能保持较优的性能。即使当设备位置误差增加至3 m时，中位跟踪误差仍小于1 m。由此可见，当设备位置存在误差时，传统的航位推算法的性能急剧恶化；相反，本文方法对设备位置误差具有鲁棒性，在有设备位置误差时相比传统方法的精度显著提升。这可以归结为粒子滤波算法中测量噪声的作用：设备位置误差主要通过测量模型引入，在误差较小时其带来的不确定性被

吸收入测量噪声中,从而表现为跟踪精度仅小幅退化。

4.2 算法复杂度

本文的算法是在一台操作系统为Windows 10的个人电脑上运行的,电脑搭载AMD R5 5600H CPU和16 GB RAM。我们分别在链路数 $N = 3$ 和 $N = 4$ 时将粒子数设置为 $N_s = 500, 1\,000, 2\,000, 5\,000$,统计了算法的跟踪精度与运行时间。

如图11所示为不同参数下的跟踪性能。表3展示了不同参数下每个时间间隔 ΔT 内算法执行时间的平均值与最大值。从实验结果来看,粒子数的增多会显著增加算法执行时间。但当粒子数足够之后,再增加并不会显著提升跟踪性能。因此,通过选择合适的粒子数,所提出方法具备一定的实时运行潜力。

值得注意的是,在图11中3链路的部分跟踪误差超过了1.5 m,即算法出现了偶发的剧烈失效。这可能是由于人体在轨迹中的某一位置恰好处于某

一链路的信号盲区,导致性能恶化。但由于4链路的信息更充足,即使某一链路失效时,也有更多的冗余链路进行补充,因此可见其上边缘离群值较3链路更低。

4.3 复杂环境测试

为评估本文方法在实际复杂环境中的跟踪效果,我们在图7开阔场景的基础上,增加了在教学楼中包含丰富多径的教室内的测试,以模拟如客厅、卧室等典型家居场景,如图12(a)所示。除了桌椅带来的复杂多径外,教室外的走廊上还有随机人员走动干扰。在此场景下,4台STA的平均自定位误差约为1.24 m,略高于图7所示开阔场景的0.5~1 m。然而,从图12(b)、图12(c)可见,通过本文方法仍能得到亚米级的中位跟踪误差,优于WiTraj^[9]与PITrack^[10]的方法。

5 结束语

本文提出了一种基于粒子滤波的多链路协同被

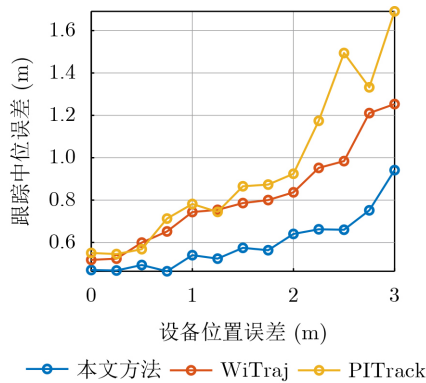


图 10 设备位置误差对跟踪性能的影响

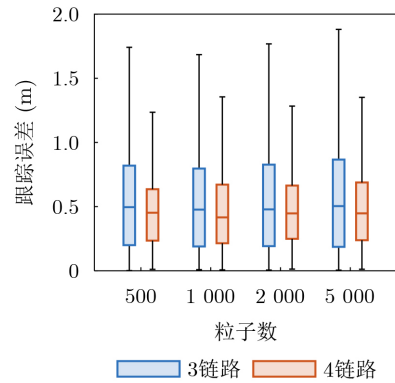
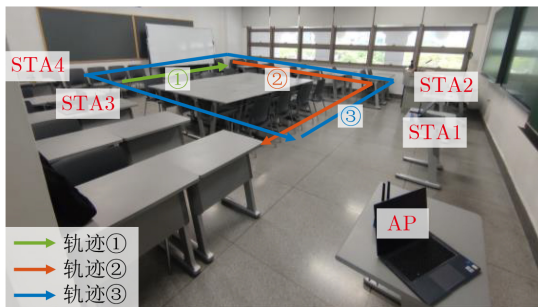


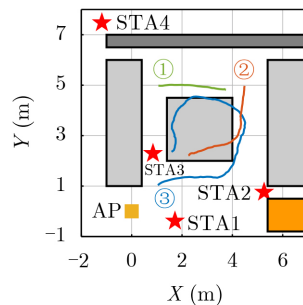
图 11 不同参数下的跟踪性能

表 3 不同参数下的算法复杂度

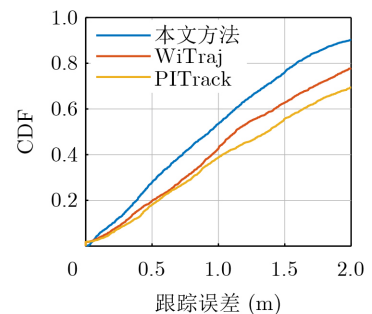
参数	N	3				4			
	N_s	500	1000	2000	5000	500	1000	2000	5000
运行时间 (s)	平均值	0.0138	0.0275	0.0551	0.1465	0.0137	0.0270	0.0553	0.1521
	最大值	0.0454	0.0808	0.1061	0.2952	0.0440	0.0654	0.1110	0.5602



(a) 场景实景图



(b) 跟踪结果



(c) 跟踪误差的累积分布函数曲线

图 12 复杂环境测试场景与结果示意图

动人体跟踪方法。该方法适用于新一代商用WiFi网卡，能够在未知设备位置的情况下先进行设备自定位，并对设备位置误差具有鲁棒性。本文所搭建的原型验证系统采用了多发单收的网络结构，有助于数据汇集，并能利用AP多天线的优势。在本文所搭建的实验环境和测试条件下，所提出方法在设备位置存在误差时能够实现小于50 cm的跟踪精度，相比传统方法的精度提升了约70%。复杂场景实验表明，该方法能达到亚米级跟踪精度，且具备一定实时运行潜力。下一步的研究将在本文的基础上考虑多目标跟踪，并结合更实际的环境条件，进一步推广到更真实的系统。

参 考 文 献

- [1] LU Shihang, LIU Fan, LI Yunxin, *et al.* Integrated sensing and communications: Recent advances and ten open challenges[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2024, 11(11): 19094–19120. doi: [10.1109/JIOT.2024.3361173](#).
- [2] ZHANG Tingting, MOLISCH A F, SHEN Yuan, *et al.* Joint power and bandwidth allocation in wireless cooperative localization networks[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2016, 15(10): 6527–6540. doi: [10.1109/TWC.2016.2580504](#).
- [3] SHI Fangzhan, LI Wenda, TANG Chong, *et al.* ML-Track: Passive human tracking using WiFi multi-link round-trip CSI and particle filter[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(6): 5155–5172. doi: [10.1109/TMC.2025.3529897](#).
- [4] 赵万龙, 田新元, 陈超, 等. 联合Spline插值的Wi-Fi指纹匹配定位算法[J]. *电子与信息学报*, 2024, 46(9): 3563–3570. doi: [10.11999/JEIT230116](#).
ZHAO Wanlong, TIAN Xinyuan, CHEN Chao, *et al.* Wi-Fi fingerprint localization uniting spline interpolation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2024, 46(9): 3563–3570. doi: [10.11999/JEIT230116](#).
- [5] 杨小龙, 张冰睿, 周牧, 等. 面向通感一体化的三维矩阵束联合参数估计算法[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(1): 84–92. doi: [10.11999/JEIT240003](#).
YANG Xiaolong, ZHANG Bingrui, ZHOU Mu, *et al.* A joint parameter estimation method based on 3D matrix pencil for integration of sensing and communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(1): 84–92. doi: [10.11999/JEIT240003](#).
- [6] QIAN Kun, WU Chenshu, ZHANG Yi, *et al.* Widar2.0: Passive human tracking with a single Wi-Fi link[C]. *Proceedings of the 16th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, Munich, Germany, 2018: 350–361. doi: [10.1145/3210240.3210314](#).
- [7] TONG Xinyu, GE Weiping, TIAN Yichen, *et al.* NNE-Tracking: A neural network enhanced framework for device-free Wi-Fi tracking[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2024, 23(9): 8981–8998. doi: [10.1109/TMC.2024.3357569](#).
- [8] LI Wenwei, GAO Ruiyang, XIONG Jie, *et al.* WiFi-CSI difference paradigm: Achieving efficient Doppler speed estimation for passive tracking[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2024, 8(2): 63. doi: [10.1145/3659608](#).
- [9] WU Dan, ZENG Youwei, GAO Ruiyang, *et al.* WiTraj: Robust indoor motion tracking with WiFi signals[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2023, 22(5): 3062–3078. doi: [10.1109/TMC.2021.3133114](#).
- [10] NIU Kai, WANG Xuanzhi, ZHANG Fusang, *et al.* Rethinking Doppler effect for accurate velocity estimation with commodity WiFi devices[J]. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 2022, 40(7): 2164–2178. doi: [10.1109/JSAC.2022.3155523](#).
- [11] XIE Yaxiong, XIONG Jie, LI Mo, *et al.* mD-Track: Leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking[C]//The 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, Los Cabos, Mexico, 2019: 8. doi: [10.1145/3300061.3300133](#).
- [12] YAO Junmei, LIU Chaoyang, LUO Sheng, *et al.* Toward integrated sensing and communication: Interference-resistance design for WiFi sensing[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2025, 24(10): 10807–10822. doi: [10.1109/TMC.2025.3570752](#).
- [13] ZENG Youwei, WU Dan, XIONG Jie, *et al.* FarSense: Pushing the range limit of WiFi-based respiration sensing with CSI ratio of two antennas[J]. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, 2019, 3(3): 121. doi: [10.1145/3351279](#).
- [14] 杨小龙, 张亭亭, 周牧, 等. 面向通感一体化的变分模态分解-希尔伯特-黄变换呼吸频率感知算法[J]. *电子与信息学报*, 2025, 47(4): 1014–1025. doi: [10.11999/JEIT240640](#).
YANG Xiaolong, ZHANG Tingting, ZHOU Mu, *et al.* Variational mode decomposition-Hilbert-Huang transform breathing rate sensing algorithm for integration of sensing and communication[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2025, 47(4): 1014–1025. doi: [10.11999/JEIT240640](#).
- [15] KOTARU M, JOSHI K, BHARADIA D, *et al.* SpotFi: Decimeter level localization using WiFi[C]//Proceedings of the 2015 ACM Conference on Special Interest Group on Data Communication, London, UK, 2015: 269–282. doi: [10.1145/2785956.2787487](#).
- [16] ELEFThERAKIS S, SANTAROMITA G, REA M, *et al.* SPRING+: Smartphone positioning from a single WiFi access point[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*,

- 2024, 23(10): 9549–9566. doi: [10.1109/TMC.2024.3367241](https://doi.org/10.1109/TMC.2024.3367241).
- [17] RATNAM V V, CHEN Hao, CHANG H H, *et al.* Optimal preprocessing of WiFi CSI for sensing applications[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2024, 23(9): 10820–10833. doi: [10.1109/TWC.2024.3376332](https://doi.org/10.1109/TWC.2024.3376332).
- [18] WANG Zhongqin, ZHANG J A, ZHANG Haimin, *et al.* Passive human tracking with WiFi point clouds[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2025, 12(5): 5528–5543. doi: [10.1109/JIOT.2024.3487193](https://doi.org/10.1109/JIOT.2024.3487193).
- [19] KIM Y and LING Hao. Human activity classification based on micro-Doppler signatures using a support vector machine[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(5): 1328–1337. doi: [10.1109/TGRS.2009.2012849](https://doi.org/10.1109/TGRS.2009.2012849).
- [20] ELFRING J, TORTA E, and VAN DE MOLENGRAFT R. Particle filters: A hands-on tutorial[J]. *Sensors*, 2021, 21(2): 438. doi: [10.3390/s21020438](https://doi.org/10.3390/s21020438).
- [21] JIANG Zhiping, LUAN T H, REN Xincheng, *et al.* Eliminating the barriers: Demystifying Wi-Fi baseband design and introducing the PicoScenes Wi-Fi sensing platform[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2022, 9(6): 4476–4496. doi: [10.1109/JIOT.2021.3104666](https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3104666).
- 潘厚丞: 男, 硕士生, 研究方向为信号处理、通信感知一体化等。
蔡宇双: 男, 博士生, 研究方向为Wi-Fi感知、多传感器融合、多视角学习等。
姚俊梅: 女, 副教授, 研究方向为无线网络优化、通信感知一体化、移动计算等。
张霆廷: 男, 教授, 研究方向为多智能体协同理论与实现、无线定位理论和脉冲超宽带技术等。

A WiFi Multi-Link Collaborative Human Tracking Method for Smart Home

PAN Houcheng^{①②} CAI Yushuang^{①②} YAO Junmei^③ ZHANG Tingting^{①②}

^①(School of Information Science and Technology, Harbin Institute of Technology (Shenzhen), Shenzhen 518055, China)

^②(Guangdong Provincial Key Laboratory of Space-Aerial Networking and Intelligent Sensing, Shenzhen 518055, China)

^③(College of Computer Science and Software Engineering, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China)

Abstract:

Objective WiFi-based indoor passive human tracking has become increasingly attractive for smart homes due to the widespread interconnection of Internet of Things (IoT) devices via existing WiFi infrastructures. Some approaches estimate Angle of Arrival (AoA) or Time of Flight (ToF) of the target reflection path to achieve tracking, yet which are fundamentally limited by the difficulty of distinguishing weak target reflection component from dense multipath due to small antenna array and narrow bandwidth under the existing mature protocols. Consequently, Doppler Frequency Shift (DFS)-based approaches utilizing multiple links have proven more practical. Dead Reckoning (DR) is commonly applied in such methods. However, it is challenging to dynamically select links for signal fusion. Furthermore, the performance of DR-based methods is significantly degraded when device locations are inaccurate. Additionally, Existing methods usually adopt a single-transmitter-multi-receiver structure, which complicates data aggregation and restricts multi-antenna utilization. To address the challenges of multi-link signal fusion and device-location uncertainty, Particle Filter (PF) is used in this paper. Furthermore, a multi-transmitter-single-receiver structure is adopted, in which multiple STations (STAs) transmit uplink packets to a single Access Point (AP). This structure simplifies data aggregation while exploiting the multi-antenna advantage at the AP.

Methods In the IEEE 802.11 standard, the wireless channel is estimated at the receiver using pilots embedded in WiFi packets, and Channel State Information (CSI) is continuously reported. Because human motion perturbs multipath propagation and causes time-varying changes in CSI, CSI is utilized as the primary sensing signal since it implicitly encodes the information of target's movement. In practice, raw CSI is strongly corrupted by amplitude and phase impairments. Therefore, noise reduction is first conducted before Doppler extraction. Subsequently, multi-link DFS are fused via PF, in which the target state is sequentially propagated and updated using likelihoods derived from Doppler measurements. This formulation naturally facilitates

dynamic link selection and probabilistic fusion, as unreliable links are down-weighted through their likelihood contributions rather than being deterministically discarded. Moreover, the inaccuracy of device locations can be absorbed into measurement noise, contributing to the robustness against device-location uncertainty. In the absence of prior knowledge of device locations, self-localization is enabled first by jointly estimating the AoA and ToF of the Line of Sight (LoS) path between the AP and each STA. Preliminary self-localization tests of devices (Fig. 5) demonstrate a median STA positioning error of approximately 0.56 m (Table 1), which provides a relatively reliable initialization for the tracking algorithm.

Results and Discussions A prototype is implemented for evaluation under a multi-transmitter-single-receiver architecture mounted with commodity Intel AX200/AX201 WiFi cards. CSI is collected in a 20 MHz bandwidth channel at a 5.24 GHz center frequency using PicoScenes, with 802.11ac packets transmitted at 100 to 200 Hz. Each CSI sample contains measurements of 57 subcarriers. In parallel, FTM measurement is performed at 2.4 GHz in channel 11 using iw and hostapd. In the prototype, each STA transmitter is equipped with a single antenna, while the AP receiver is equipped with two antennas. Experiments are conducted with one AP and three to four STAs (Fig. 7). WiTraj and PITrack using DR are set as baselines. When device self-localization is required, the proposed method achieves a median tracking error of 0.47 m, compared to 1.78 m for WiTraj and 1.77 m for PITrack (Fig. 9). This demonstrates an accuracy improvement of approximately 70% over traditional DR-based methods. Error injection experiments involving random positional disturbances reveal that, unlike traditional DR-based methods which are highly sensitive to location mismatch, the proposed approach exhibits robustness to device-location uncertainty (Fig. 10). Additionally, computational complexity analyses indicate that while execution time increases with the number of particles (Table 3), tracking performance stabilizes beyond a certain threshold (Fig. 11). Thus, real-time operation is attainable without sacrificing tracking quality by selecting an optimal particle count. Finally, evaluations in complex environments confirm that the proposed method consistently maintains accurate tracking performance, which is better than the baselines (Fig. 12).

Conclusions A Particle-Filter-based approach is proposed for multi-link collaborative passive human tracking using commodity WiFi. By probabilistically fusing multiple links, robust tracking is achieved even when device locations contain errors. When device locations are unavailable, self-localization is supported through combining CSI-based estimation and FTM measurements, which supplies the necessary geometric priors for tracking. A prototype is built on a multi-transmitter-single-receiver network structure, which facilitates data aggregation and exploits AP-side multiple-antenna advantage. Experimental results indicate that (1) a sub-meter level tracking accuracy can be achieved when there exist device-location errors, which is much higher than the traditional method; (2) the proposed method has certain robustness to device-location uncertainty; and (3) the computational cost can meet real-time requirements when the particle count is properly chosen. However, the current study focuses on single-person tracking only. Future work should extend the framework to multi-person scenarios and evaluate performance under more diverse and realistic environmental conditions.

Key words: WiFi sensing; Multi-link; Passive human tracking; Doppler Frequency Shift (DFS)