

基于 Wi-Fi 多维参数特征的无源目标跟踪技术

田增山, 廉颖慧, 周 牧, 李 泽, 金 悦

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 40065)

摘 要: 针对 Wi-Fi 无源目标跟踪技术中, 由于直射路径信号以及噪声等影响造成提取目标反射路径信号困难等难点, 本文提出了基于 Wi-Fi 多维参数特征的无源目标跟踪技术. 该技术采用串行干扰消除代替全零初始化来完成某时刻多条路径到达角 (Arrival of Angle, AoA)、飞行时间 (Time of Flight, ToF) 以及多普勒频移 (Doppler Frequency Shifts, DFS) 的初始化, 并且对传统频域空间交替广义期望最大化 (Frequency Domain Space Alternating Generalized Expectation-maximization, FD-SAGE) 算法进行改进, 弥补了传统算法收敛速度慢以及噪声影响等缺陷. 除此之外, 本文采用基于最小代价多路径网络的混合数据关联方法解决了在不同时刻具有不同路径数目时无法进行路径有效关联的问题, 同时该方法将固定时间窗中的最优匹配作为某时刻的关联数据, 避免了某次关联错误导致后续关联失败所造成的不可逆错误. 实验结果表明, 本文在复杂室内环境下能够达到 1.3m 的平均跟踪定位精度.

关键词: 信道状态信息; 多维参数联合估计; 混合数据关联; 无源目标跟踪

中图分类号: TN92 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2020)08-1572-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.08.016

Passive Target Tracking Technology Based on Wi-Fi Multi-Dimensional Parameter Feature

TIAN Zeng-shan, LIAN Ying-hui, ZHOU Mu, LI Ze, JIN Yue

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In the Wi-Fi passive target tracking technology, it is difficult to extract the target's reflected path signals due to direct path signals and noise effects. A passive target tracking technology based on Wi-Fi multi-dimensional parameter feature is proposed. This technology uses serial interference cancellation instead of all-zero initialization to complete multiple paths initialization including Arrival of Angle (AoA), Time of Flight (ToF) and Doppler Frequency Shifts (DFS). And the Frequency Domain Space Alternating Generalized Expectation-maximization (FD-SAGE) algorithm is improved to make up for traditional algorithms shortcomings such as slow convergence speed and noise impact. In addition, a hybrid data association method based on the least-cost multi-path network is used to solve the problem of unable to effectively associate paths when there are different numbers of paths at different times. Meanwhile, the method uses the optimal match in a fixed time window as the correlation data at a certain time, which reduces the irreversible error caused by a subsequent association failure caused by the association error. Experimental results show that this paper can achieve an average tracking accuracy of 1.3m in a complex indoor environment.

Key words: channel state information; joint estimation of multidimensional parameters; hybrid data association; passive target tracking

1 引言

室内无源跟踪技术作为智能场景中不可缺少的技术

越来越受到人们的重视^[1]. 基于 Wi-Fi 的无源目标跟踪技术因 Wi-Fi 基础设施覆盖广泛, 无需额外成本, 同时可以很好地保护用户的隐私, 所以逐渐成为研究热点^[2]. 其

收稿日期: 2019-11-07; 修回日期: 2020-03-19; 责任编辑: 马兰英

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61901076, No. 61771083); 重庆市教育委员会科学技术研究计划青年项目资助项目 (No. KJQN201900603); 重庆市基础科学与前沿研究计划项目 (No. cstc2015jcyjBX0065)

中,基于特征匹配的 Wi-Fi 无源目标跟踪^[3]虽然精度高,但是容易受到环境因子影响,并且离线数据采集需要耗费大量人力物力.而基于信号参数的 Wi-Fi 目标跟踪技术^[4]是通过信道状态信息(Channel State Information, CSI)进行信道参数估计来避免繁重的部署和训练,但是该方法由于直射路径信号以及噪声等影响造成提取目标反射路径信号困难,也严重影响了参数估计精度^[5].

针对上述无源目标跟踪存在的问题,本文提出了一种基于 Wi-Fi 的无源目标跟踪技术,达到 1.3m 的平均跟踪定位精度.主要包括两方面:(1)针对如何实现室内复杂环境信号多维参数联合估计,采用串行干扰消除^[6](Successive Interference Cancellation, SIC)方法进行信号到达角(Arrival of Angle, AoA)、飞行时间(Time of Flight, ToF)、多普勒频移(Doppler Frequency Shift,

DFS)以及衰减多维参数初始化,之后对传统频域空间交替广义期望最大化(Frequency domain Space Alternating Generalized Expectation maximization, FD-SAGE)算法进行改进,完成多维参数联合估计;(2)针对如何挑选出目标路径信号参数,采用基于最小代价多路径网络的混合数据关联方法将多条路径的时间序列参数关联,之后挑选平均衰减最大的路径为目标路径.

2 基于 Wi-Fi 信号多参数特征的无源目标跟踪

本文提出的基于 Wi-Fi 时频空特征的无源目标跟踪技术如图 1 所示,主要分为四部分,分别为 CSI 相位误差消除模块、多维信号参数联合估计模块、混合数据关联模块以及无源目标跟踪模块.

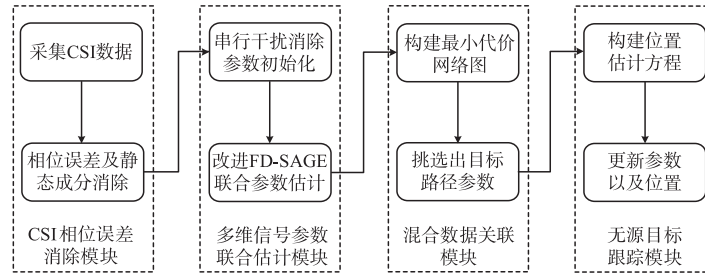


图1 系统框图

2.1 CSI 相位误差消除模块

以第 0 根天线,第 0 个子载波,中心频率为 f_c 的 CSI 测量值 $H(0,0,0)$ 为基准,则第 m 根天线采集的第 i 个包中的第 j 个子载波的 CSI 所包含的第 k 条路径的相位约表示为:

$$2\pi f\tau_k(i,j,m) \approx 2\pi(f_c\tau_k + \Delta f_j\tau_k - f_{D_i}\Delta t_i + f_c\Delta a_m\delta_k) \quad (1)$$

其中, Δt_i 、 Δf_j 以及 Δa_m 分别表示 $H(i,j,m)$ 与 $H(0,0,0)$ 之间的时延差,频率差以及相邻天线之间距离差, $\tau_k, \delta_k = (\sin\phi_k, \cos\phi_k)$ 以及 f_{D_i} 分别表示第 k 条路径在基准 $H(0,0,0)$ 情况下的 ToF、AoA 以及 DFS. $\Delta a_m\delta_k$ 代表由于相邻天线之间的距离造成信号到达第 m 根天线的速度与信号到达基准天线的速度之差.故第 i 个包、第 j 个子载波、第 m 根天线上 CSI 可以表示为:

$$\begin{aligned} H(i,j,m) &= \sum_{k=1}^K S_k(i,j,m) + G(i,j,m) \\ &= \sum_{k=1}^K \alpha_k(i,j,m) e^{-j2\pi(f_c\tau_k + \Delta f_j\tau_k - f_{D_i}\Delta t_i + f_c\Delta a_m\delta_k)} \\ &\quad + G(i,j,m) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, K 为路径数目, $\alpha_k(i,j,m)$ 为第 k 条路径的衰减, $G(i,j,m)$ 为噪声.但是接收信号由于种种原因引入一系列误差,包括包检测时延、采样频率偏移、载波频率偏移以及随机的初始相位偏移.本文根据文献[7,8]所

提出的基于共轭相乘方式进行有效消除 CSI 相位误差以及滤除静态路径信号成分.

2.2 多维信号参数联合估计模块

2.2.1 传统 FD-SAGE 算法

传统 FD-SAGE 算法^[9]主要包括两个步骤:期望步骤和最大化步骤,即 E 步骤和 M 步骤.这两步将一直迭代直到信号参数的值收敛为止.对于第 k 条路径, E 步骤表示为:

$$\hat{S}_k(n; \hat{\theta}') = H(n) - \beta_k \sum_{k'=1}^K S_{k'}(n; \hat{\theta}') \quad (3)$$

其中, β_k 用来控制算法参数的收敛速率, $\hat{\theta}'$ 为上一轮迭代得到的参数估计结果, $S_{k'}(n; \hat{\theta}')$ 为根据现有参数估计值 $\hat{\theta}'$ 重构的第 k' 条路径信号. M 步骤表示为:

$$\hat{\tau}_k'' = \arg\max_{\tau} |z(\tau, \hat{\phi}_k', \hat{f}_{D_i}'; S_k(n; \hat{\theta}'))|^2 \quad (4)$$

$$\hat{\phi}_k'' = \arg\max_{\phi} |z(\hat{\tau}_k'', \phi, \hat{f}_{D_i}'; S_k(n; \hat{\theta}'))|^2 \quad (5)$$

$$\hat{f}_{D_i}'' = \arg\max_{f_{D_i}} |z(\hat{\tau}_k'', \hat{\phi}_k'', \hat{f}_{D_i}; S_k(n; \hat{\theta}'))|^2 \quad (6)$$

$$\hat{\alpha}_k'' = \frac{z(\hat{\tau}_k'', \hat{\phi}_k'', \hat{f}_{D_i}''; S_k(n; \hat{\theta}'))}{N_{data} N_{sub} N_{ant}} \quad (7)$$

式中, $z(\tau, \phi, f_{D_i}; S_k) = \sum_n e^{2\pi j f_{D_i} \tau} e^{2\pi j \Delta a_m \phi} e^{-2\pi j f_n \Delta t_i} S_k(n)$, N_{data} 、 N_{sub} 以及 N_{ant} 分别表示接收数据包数、子载波数以及接收机天线数.

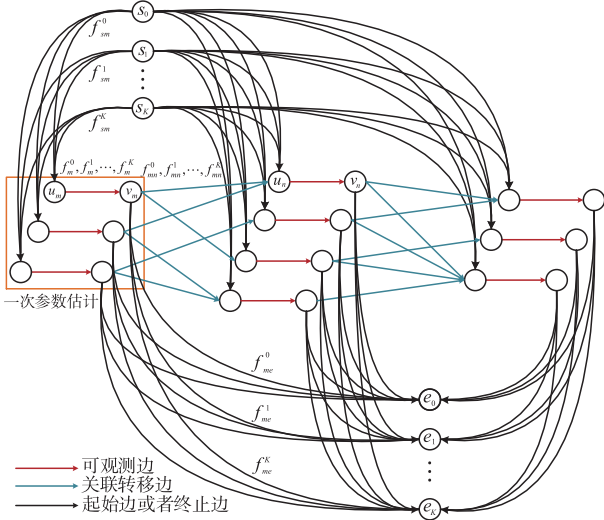


图3 最小代价多路径网络图

$$\begin{aligned} & \min \sum_{k=0}^K \left(\sum_i c_{sm}^k f_{sm}^k + \sum_i c_m^k f_m^k + \sum_{mn \in E} c_{mn}^k f_{mn}^k + \sum_i c_{ne}^k f_{ne}^k \right) \\ \text{s. t. } & \forall k, f_m^k, f_{mn}^k, f_{sm}^k, f_{ne}^k \in \{0,1\} \\ & \forall g \in \{m, mn, sm, ne\}, \sum_{k=0}^K f_g^k \leq 1 \\ & \forall k, \sum_m f_{sm}^k = d_k = \sum_m f_{me}^k \\ & \forall k, f_{sm}^k + \sum_{n:mn \in E} f_{mn}^k = f_m^k = \sum_{n:mn \in E} f_{mn}^k + f_{me}^k \end{aligned} \quad (13)$$

其中,当 \$k \neq 0\$ 时,设置 \$d_k = 1\$ 来确保每条路径的关联集合唯一.对于虚拟路径 0,设置 \$d_k = 20\$ 来确保处理出现的新路径参数.利用丹齐格-沃尔夫分解与列生成策略^[11]求解式(13)得到多条路径参数的关联集合最优解,之后挑选平均衰减最大的路径为目标路径.

2.3.2 网络边代价参数设置

可观测边 可观测边的代价 \$c_m^k\$ 表示第 \$i\$ 次路径参数估计的某条路径参数估计值 \$\mathbf{x}_i^m\$ 属于第 \$k\$ 条路径的参数关联集合 \$T_k\$ 的可能性,表示为:

$$c_m^k = -\phi_k(\tilde{\mathbf{q}}_k, \mathbf{x}_i^m) \quad (14)$$

其中, \$\tilde{\mathbf{q}}_k\$ 为第 \$k\$ 条路径的参数已关联集合 \$T_k\$ 路径参数特征向量, \$\phi_k(\cdot, \cdot)\$ 为用来识别属于第 \$k\$ 条路径参数估计的相似度函数,表示为:

$$\phi_k(\tilde{\mathbf{q}}_k, \mathbf{x}_i^m) = \tilde{\mathbf{q}}_k^T \mathbf{W}_k \mathbf{x}_i^m \quad (15)$$

其中, \$\mathbf{W}_k \in \mathbb{R}^{m \times m}\$ 为参数矩阵, \$m\$ 为路径参数的维度.本文采用更新学习的方式确定每个时刻的参数矩阵.将参数矩阵初始化为单位矩阵,针对时刻 \$t\$ 的第 \$k\$ 条路径参数矩阵 \$\mathbf{W}_k^t\$ 更新概括为两步:

(1) 根据时刻 \$(t+1)\$ 的路径参数估计,构造 \$S_k^{(t+1)} = \{(\tilde{\mathbf{q}}_k^t, \mathbf{x}_i^{k,(t+1)}, \mathbf{x}_i^{l,(t+1)}) \mid l \neq k\}\$ 三元胞集合,三元胞满足前两者的相似度大于后两者的相似度.

(2) 利用 \$S_k^{(t+1)}\$ 中每个元素利用下式顺序更新参数

矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{W}_k^{t+1} = \mathbf{W}_k^t + \beta^t \mathbf{H}^t \\ \mathbf{H}^t = \tilde{\mathbf{q}}_k^t (\mathbf{x}_i^{k,(t+1)} - \mathbf{x}_i^{l,(t+1)})^T \\ \beta^t = \min \left\{ C, \frac{L(\mathbf{W}; (\tilde{\mathbf{q}}_k^t, \mathbf{x}_i^{k,(t+1)}, \mathbf{x}_i^{l,(t+1)}))}{\|\mathbf{H}^t\|^2} \right\} \end{cases} \quad (16)$$

其中, \$C\$ 是用来控制保持平滑和最小化三元胞损失之间权衡的参数, \$L(\mathbf{W}; (\tilde{\mathbf{q}}_k^t, \mathbf{x}_i^{k,(t+1)}, \mathbf{x}_i^{l,(t+1)}))\$ 为合页损失函数,表示为:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{W}; (\tilde{\mathbf{q}}_k^t, \mathbf{x}_i^{k,(t+1)}, \mathbf{x}_i^{l,(t+1)})) = \\ \max \{0, 1 - (\mathbf{x}_i^{k,(t+1)})^T \mathbf{W} (\mathbf{x}_i^{l,(t+1)}) + (\mathbf{x}_i^{l,(t+1)})^T \mathbf{W} (\mathbf{x}_i^{k,(t+1)})\} \end{aligned} \quad (17)$$

最终更新结果为时刻 \$(t+1)\$ 的参数矩阵 \$\mathbf{W}_k^{t+1}\$.

关联转移边 关联转移边的代价 \$c_{mn}^k\$ 表示第 \$i\$ 次路径参数估计的某条路径参数估计值 \$\mathbf{x}_i^m\$ 与第 \$j\$ 次路径参数估计的某条路径参数估计值 \$\mathbf{x}_j^n\$ 属于第 \$k\$ 条路径参数关联集合的可能性,表示为:

$$c_{mn}^k = -\phi_k(\mathbf{x}_i^m, \mathbf{x}_j^n) \quad (18)$$

其中,相似度函数与可观测边的相似函数相同.

关联起始边与关联终止边 关联起始边的代价 \$c_{sm}^k\$ 表示在第 \$i\$ 次路径参数估计的某条路径参数估计值 \$\mathbf{x}_i^m\$ 处开始进行路径参数成功关联第 \$k\$ 条路径的可能性.根据 \$\mathbf{x}_i^m\$ 利用匀速模型得到第 \$i+1\$ 次路径参数估计的该路径参数估计预测值,记为 \$P(T_k, \mathbf{x}_i^m)\$,那么关联起始边的代价表示为:

$$c_{sm}^k = -\zeta^{(i-\tau)\Delta t} \cdot \text{Corr}(P(T_k, \mathbf{x}_i^m), \mathbf{x}_i^m) \quad (19)$$

其中, \$\zeta\$ 是衰减因子, \$\tau\$ 为关联集合中最后一个关联元素的参数估计次数, \$\Delta t\$ 为相邻两次参数估计的间隔时间, \$\text{Corr}(\cdot, \cdot)\$ 为预测值与实际值的余弦相似值.

同理,关联终止边的代价 \$c_{me}^k\$ 表示在第 \$i\$ 次路径参数估计的某条路径参数估计值 \$\mathbf{x}_i^m\$ 处结束路径参数关联第 \$k\$ 条路径的可能性,设定为相同的值.

2.4 无源目标跟踪模型

以发射机 \$L_{Tx} = (0,0)\$ 为坐标原点,接收机的位置为 \$L_{Rx} = (x_{Rx}, y_{Rx})\$,接收机的天线阵列与 \$x\$ 轴所成角度为 \$\phi_{Rx}\$,估计所得反射路径信号的到达角度与距离分别为 \$\phi_{Tar}\$ 与 \$d_{Tar}\$,如图 4 所示.目标的位置则为椭圆与直线的交点,表示为:

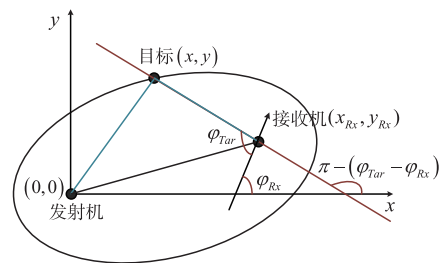


图4 目标跟踪模型

$$\begin{cases} \sqrt{x^2 + y^2} + \sqrt{(x - x_{Rx})^2 + (y - y_{Rx})^2} = d_{Tar} \\ \frac{y - y_{Rx}}{x - x_{Rx}} = \tan(\pi - (\phi_{Tar} - \phi_{Rx})) \end{cases} \quad (20)$$

式中, (x, y) 为所求目标位置.

3 算法验证与结果分析

3.1 实验环境

本文选取三种具有代表性的室内测试环境进行算法性能分析. 如图 5 所示, 测试场景 1 与测试场景 2 是面积为 72m^2 的会议室, 测试场景 3 是面积为 45.6m^2 的走廊. 在所有测试场景中, 人员均从 A 点出发沿图中黄

色虚线路径运动, 同时分别使用激光测距仪和秒表记录每个时刻目标的实际位置和时间.

3.2 实验结果分析

基于不同参数初始化方式所得的最终参数估计结果如图 6 所示. 可以看出, 全零初始化方式所得参数估计结果与真正参数之间存在一定的差异, 而基于 SIC 的参数初始化方式能够较准确估计参数. 通过实验统计证明, 全零初始化进行参数估计时参数收敛平均迭代时间为 18.825s , 而基于 SIC 的参数初始化收敛平均迭代时间为 10.129s , 比之前方式收敛速度快.

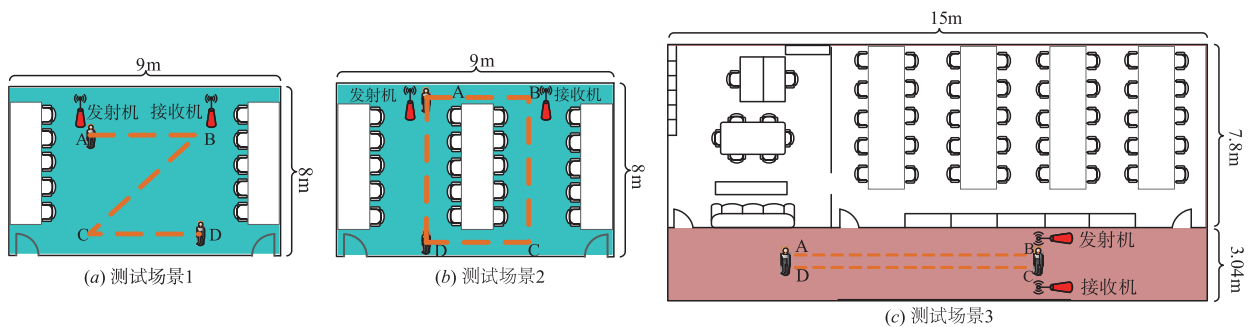


图5 三种室内测试环境的平面结构图

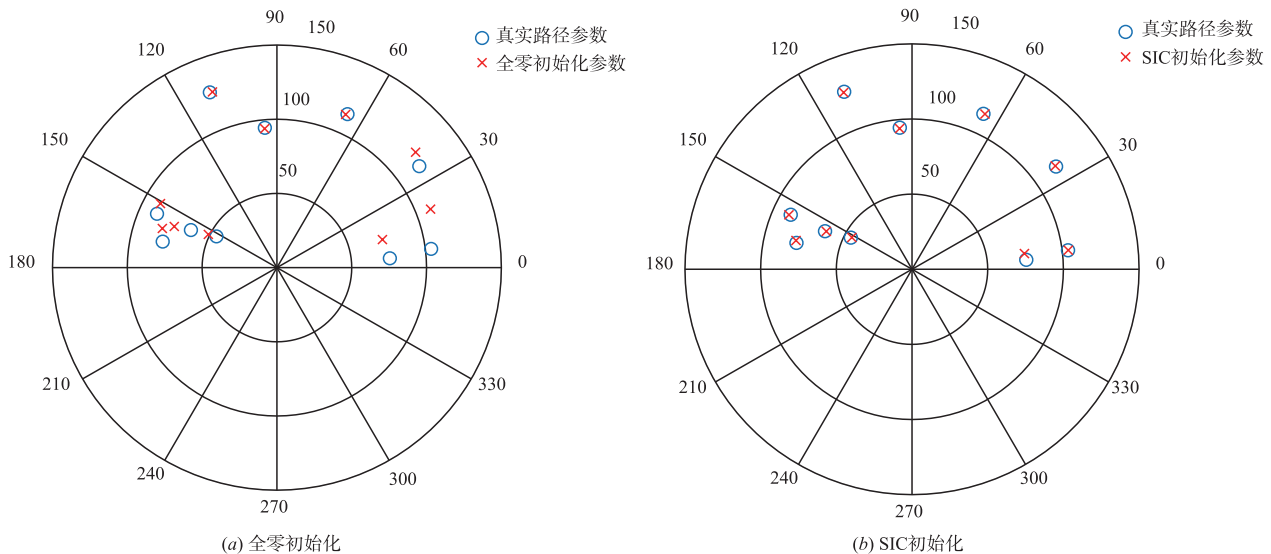


图6 基于两种不同初始化方式的参数估计结果

图 7(a) 和 (b) 分别为四种算法对 AoA 和 ToF 估计精度的仿真 CDF 曲线图. 在图 7(a) 中, 相比平均估计精度分别为 11.25° 、 19° 、 9.5° 的 SpotFi^[12]、MUSIC^[13] 以及 FD-SAGE^[9], 本文的改进算法达到 8.5° 的平均估计精度. 在图 7(b) 中, 与平均估计精度分别为 4ns 、 6.6ns 、 2ns 的 SpotFi^[12]、MUSIC^[13] 以及 FD-SAGE^[9] 相比, 本文改进算法达到 1.7ns 的平均估计精度. 其主要原因是 SpotFi^[12] 与 MUSIC^[13] 仅仅搜索参数空间一次, 无法准

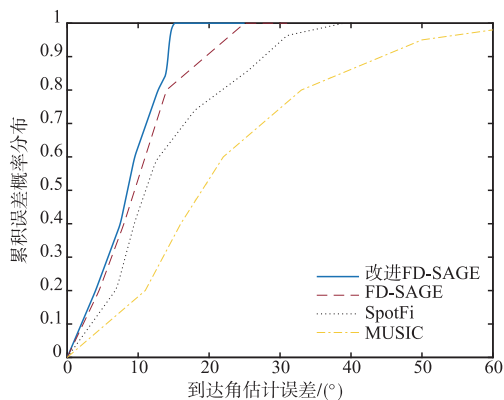
确切切割多条路径的融合能量. FD-SAGE^[9] 虽然弥补了上述缺陷, 但忽略了噪声影响. 本文对其进行改进, 提高了参数估计精度.

图 8(a) 为在不同场景中本文改进算法的实测 AoA 估计精度. 测试场景 1、测试场景 2 以及测试场景 3 分别对应 1.4° 、 1.1° 以及 1.75° 的平均估计精度. 图 8(b) 为实测 ToF 估计精度, 测试场景 1、测试场景 2 以及测试场景 3 下的 ToF 平均估计精度分别为 7.2ns 、 3.9ns

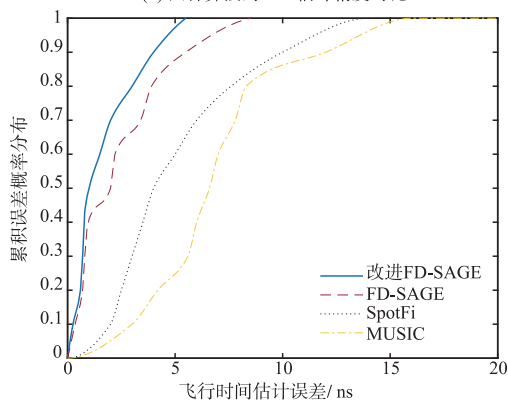
以及 18.9ns. 两种参数估计精度均在测试场景 3 中最差,测试场景 2 最好,这是由于测试场景 3 虽然空旷,但是其走廊两边均为玻璃,造成多径无法分离导致参数估计精度最低. 测试场景 1 的运动轨迹相比测试场景 2 复杂,故其参数估计精度比测试场景 2 低.

图 9 为不同场景的跟踪效果图. 虽然估计轨迹与真实轨迹之间存在误差,但是估计轨迹基本上具备真

实轨迹的轮廓. 图 10 为不同场景的目标跟踪误差图. 可以看出三种场景分别 0.99m、0.7m、1.31m 的平均跟踪误差. 这是由于目标跟踪精度受目标运动范围影响,测试场景 2 的跟踪范围 15m^2 远远小于测试场景 1 的跟踪范围 20m^2 , 所以测试场景 2 跟踪精度最高. 而测试场景 3 的跟踪范围 24.32m^2 最大,且受环境玻璃影响,所以跟踪精度最低.

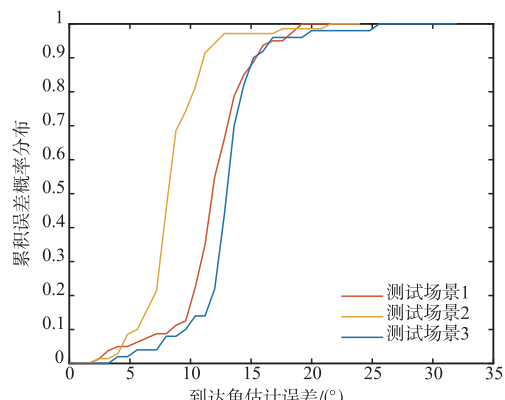


(a) 四种算法的AoA估计精度对比

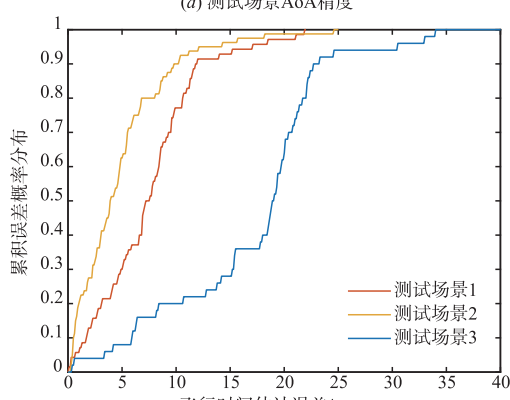


(b) 四种算法的ToF估计精度对比

图7 四种算法参数估计性能分析

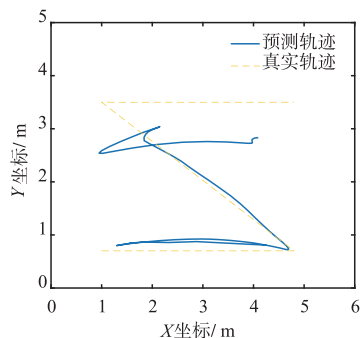


(a) 测试场景AoA精度

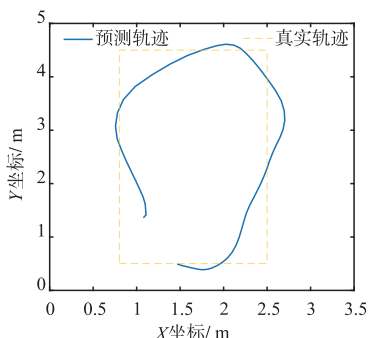


(a) 测试场景ToF精度

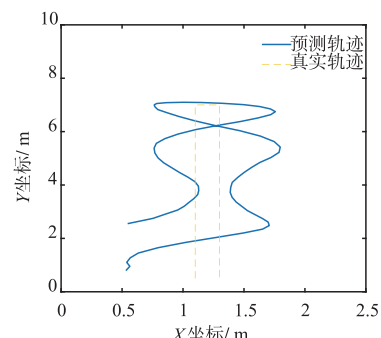
图8 不同测试场景参数估计性能分析



(a) 测试场景1



(b) 测试场景2



(c) 测试场景3

图9 不同场景的跟踪轨迹图

本文分别利用传统挑选目标路径方法即选择每一时刻衰减最大的路径作为目标路径以及本文的目标路径挑选方法进行目标跟踪精度对比,如图 11 所示. 当直

接选择每个时刻衰减最大的路径作为目标路径时,其目标跟踪误差在置信度 60% 处为 1.59m, 远远大于本文算法的跟踪误差 1.35m.

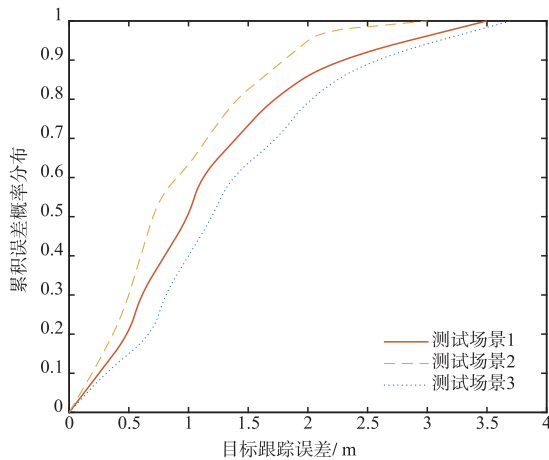


图10 不同场景的目标跟踪精度对比

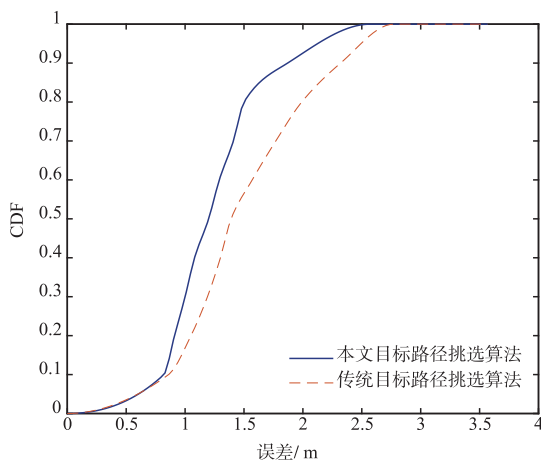


图11 不同目标路径挑选算法的目标跟踪精度对比

表2为不同目标跟踪系统的误差对比。Widar^[7]与LiFs^[14]是采用信号参数来完成无源目标跟踪,文献[15]系统采用特征匹配进行无源目标跟踪.从表中可以看出,本文算法的目标跟踪精度远远大于其余系统的目标跟踪精度.

表2 不同目标跟踪算法的误差对比

不同目标跟踪系统	平均跟踪误差 (m)	置信度 60% 处的跟踪误差 (m)	置信度 90% 处的跟踪误差 (m)
Widar ^[7]	1.8	2	4.2
LiFs ^[14]	1.7	2.2	3.7
文献[15]	1.84	1.9	2.4
本文算法	1.3	1.35	2.36

4 结论

本文提出了基于 Wi-Fi 多维参数特征的无源目标跟踪技术.该技术采用串行干扰完成某时刻多条路径多维参数的初始化,并且对传统频域空间交替广义期

望最大化算法进行改进,弥补了收敛速度慢以及噪声影响等缺陷.除此之外,混合数据关联方法解决了在不同时刻具有不同路径数目时无法进行路径关联的问题,同时降低了某次关联错误导致后续关联失败所造成的不可逆错误.实验结果表明,本文在复杂室内环境下能够达到 1.3 m 的平均跟踪定位精度.

参考文献

- [1] Mao W, He J, Qiu L. CAT: high-precision acoustic motion tracking [A]. The 22nd Annual International Conference [C]. New York: ACM, 2016. 69 – 81.
- [2] Hao Q, Hu F, Lu J. Distributed multiple human tracking with wireless binary pyroelectric infrared (PIR) sensor networks [A]. Sensors [C]. USA: IEEE, 2011. 946 – 950.
- [3] Kuo Y S, Pannuto P, Hsiao K J, et al. Luxapose: indoor positioning with mobile phones and visible light [A]. International Conference on Mobile Computing & Networking [C]. Hawaii: ACM, 2014. 299 – 302.
- [4] Seifeldin M, Youssef M. Nuzzer: a large-scale device-free passive localization system for wireless environments [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2009, 12 (7): 1321 – 1334.
- [5] Abdelnasser H, Youssef M, Harras K A. WiGest: a ubiquitous WiFi-based gesture recognition system [A]. IEEE Conference on Computer Communications [C]. Hong Kong: IEEE, 2015. 1472 – 1480.
- [6] 王歌, 赵知劲. NOMA 系统中低复杂度的串行信号检测算法 [J]. 信号处理, 2019, 35 (1): 30 – 35. Wang Ge, Zhao Zhi-jing. Low complexity serial signal detection algorithm in NOMA system [J]. Signal processing, 2019, 35 (1): 30 – 35. (in Chinese)
- [7] Qian K, Wu C, Yang Z, et al. Widar: decimeter-level passive tracking via velocity monitoring with commodity Wi-Fi [A]. International Symposium [C]. India: ACM, 2017. 10 – 14.
- [8] Qian K, Wu C, Yang Z, et al. Widar2.0: passive human tracking with a single Wi-Fi link [A]. ACM MobiSys [C]. Germany: ACM, 2018. 350 – 361.
- [9] Fessler J A, Hero A O. Space-alternating generalized expectation-maximization algorithm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42 (10): 2664 – 2677.
- [10] 高远. 基于 SAGE 算法的宽带信道参数提取方法的应用研究 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2013. Gao Yuan. Application research of wideband channel parameter extraction method based on SAGE algorithm [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2013. (in Chinese)
- [11] Yang M, Wu Y, Jia Y. A hybrid data association frame-

- work for robust online multi-object tracking [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26 (12) : 5667 – 5679.
- [12] Kotaru M, Joshi K, Bharadia D, et al. SpotFi: Decimeter level localization using WiFi [J]. ACM Sigcomm Computer Communication Review, 2015, 45(4) : 269 – 282.
- [13] Schmidt R, Schmidt R O . Multiple emitter location and signal parameters estimation [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 1986, 34(3) : 276 – 280.
- [14] Ju W, Hongbo J, Jie X. LiFS: Low human-effort, device-free localization with fine-grained subcarrier information [A]. ACM MobiCom [C]. New York ; ACM, 2016. 243 – 256.
- [15] Zhou R, Lu X, Zhao P, et al. Device-free presence detection and localization with SVM and CSI fingerprinting [J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(23) : 7990 – 7999.

作者简介



田增山 男, 1968 年生于河南固始. 现为重庆邮电大学教授、博士生导师. 主要研究方向为蜂窝网无线定位系统、个人通信、GPS 精密定位和姿态测量、数据压缩和数据融合.
E-mail: tianzs@cqupt.edu.cn



廉颖慧(通讯作者) 女, 1994 年生于山西晋中. 现为重庆邮电大学硕士生. 主要研究方向为室内无线定位与跟踪.
E-mail: 2033855917@qq.com