

基于WiFi的室内目标检测与定位方法



Indoor Target Detection and Localization Method Based on WiFi

韩雨彤/HAN Yutong¹, 李航/LI Hang²,
朱光旭/ZHU Guangxu², 陆彦辉/LU Yanhui^{2,3}

(1. 郑州大学, 中国 郑州 450001;

2. 深圳市大数据研究院, 中国 深圳 518172;

3. 郑州大学产业技术研究院, 中国 郑州 450001)

(1. Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Shenzhen Institute of Big Data, Shenzhen 518172, China;

3. Zhengzhou University Industrial Technology Research Institute, Zhengzhou 450001, China)

DOI: 10.12142/ZTETJ.202205009

网络出版地址: <https://kns.cnki.net/kcms/detail/34.1228.tn.20221013.1451.008.html>

网络出版日期: 2022-10-14

收稿日期: 2022-08-20

摘要: 提出了一种基于WiFi的室内目标检测与定位方法。采用连续多路径干扰消除的方法为多维参数估计提供初始化值, 对估计出的多维参数进行特征提取和分类, 可以识别出室内有无目标以及目标的状态。通过信道参数实现目标位置估计, 并根据室内地标来校准位置。实验结果表明, 提出的定位算法平均误差为0.825 2 m, 可有效提高定位的准确度。

关键词: 信道状态信息; 多维参数估计; 目标检测; 目标定位

Abstract: An indoor target detection and localization method based on WiFi is proposed. The method of continuous multi-path interference elimination is used to provide the initial value for multi-dimensional parameter estimation, and the feature extraction and classification of the estimated multi-dimensional parameters can identify whether there is a target in the room or not and the states of the target. The target location is determined from the estimated channel parameters, and the location is calibrated according to indoor landmarks. Experimental results show that the average error of the proposed localization algorithm is 0.825 2 m, which can effectively improve the location accuracy.

Keywords: channel state information; multi-dimensional parameter estimation; target detection; target localization

室内定位服务是很多技术应用的基础, 包括虚拟现实、智能家居、导航等。基于WiFi的定位系统^[1-2]因具有低成本、部署广泛的优点成为了一种热门的定位技术。

根据采集信号的不同, 基于WiFi的室内定位技术可分为基于接收信号强度(RSS)和基于信道状态信息(CSI)^[3]两类方法。RSS作为一种粗粒度信息, 难以提供准确可靠的信息用于定位。作为一种细粒度信息, CSI可以获取更多的信息来提高定位精度。通过部署设备获取信道状态信息, 系统根据CSI计算出到达角(AoA)、飞行时间(ToF)、多普勒频移(DFS)等参数, 进而可以通过算法确定目标的位置。

目前, 有许多研究通过获取CSI实现对人员的位置估计。WU等^[4]提出了一种鲁棒的WiFi无设备室内运动跟踪系统, 利用CSI的比值提取多普勒频移, 并通过组合最佳视图以实现鲁棒的轨迹重建。实验表明, 提出的方法平均跟踪误

差小于2.5%。ALEJANDRO等^[5]通过基于Nelder-Mead搜索的角度估计器和细粒度飞行时间测距系统实现了定位。实验表明, 即使在收发设备之间有障碍物遮挡的非视距场景下, 该系统性能比当时最先进的定位系统仍高出2~3倍。YANG等^[6]提出了一种基于二维多包矩阵束的WiFi定位方法。该方法联合估计AoA和ToF, 并且累积多个CSI数据包来提高参数估计精度。实验表明, 提出的方法可以实现0.42 m的定位精度。

上述几种方法需要部署多个接入点(AP)或至少两条链路来进行定位和跟踪。在仅有一组收发设备部署的场景中, 现有的一些研究工作大多利用CSI的多参数联合对目标进行位置估计。QIAN等^[7]提出了单链路的WiFi被动定位系统Widar2.0, 该系统将CSI建模成关于幅度衰减、DFS、ToF、AoA的函数后进行多参数联合估计, 并利用图匹配技术得到目标反射路径的长度与目标的方位信息的最优解。结果表明, Widar2.0实现了0.75 m的中值定位精度。JIN等^[8]设

基金项目: 国家自然科学基金(62001310); 广东省基础与应用基础研究基金(2022A1515010109); 深圳市科技计划基础研究(JCYJ20190813170803617)

计了一个多维参数估计器,通过优化路径组件的完整数据来细化路径参数,并且提出了基于匈牙利卡尔曼滤波的跟踪方法。实验结果表明,所提出的系统在室内的平均定位误差为0.82 m。LIU等^[9]分别估计反射信号的ToF和AoA来定位目标,在典型的室内环境中该系统的中位数定位误差可以达到0.75 m。

在实现多维参数估计的方法中,空间交替广义最大化^[10](SAGE)是一种广泛应用的方法。SAGE是期望最大化(EM)的扩展,它可通过迭代搜索的方式实现参数估计。然而,这种迭代算法受初始值影响较大,倘若初始值设置不恰当,将会产生计算复杂度高和局部最优解的问题。Widar2.0采用全零初始化方法。这种初始化方法虽然较为简单,但是通常需要更多的迭代次数才能达到收敛,并且无法保证达到全局最优解。文献[11]采用连续干扰消除作为初始化方法,但是这种方法的缺点是,每次估计的信号误差会被不断积累。文献[12]采用三维多信号分类(MUSIC)的初始化方法。然而,三维MUSIC的谱峰搜索时间复杂度很高,并且难以分解出能量相近的反射路径。另外,以上研究均没有考虑是否存在室内目标以及目标的状态,也没有利用多维参数得到丰富的室内信息。

本文提出了一种基于WiFi的室内目标检测与定位方法,不仅可以识别目标的状态,还可以得到目标的位置信息。本文主要贡献如下:(1)针对室内复杂环境的多维参数估计,提出了一种改进的参数初始化方法。该方法为SAGE提供初始值,实现了多维参数联合估计。(2)在参数估计的基础上,利用机器学习的方法对目标进行检测,识别出室内有无目标以及目标的状态(静止或运动)。(3)在目标运动的状态下,利用估计出的信道参数进行定位,并结合室内地标校准位置。

1 系统模型

本文的目标是实现单链路下的目标被动检测与跟踪,系统模型如图1所示。系统前端由一对收发设备组成,负责接收CSI数据。在收集到原始数据之后,系统首先进行信道参数估计,包括参数初始化和迭代估计。初始化可以给出信道参数的粗略估计,迭代估计可以得到信道参数的准确估计。之后系统利用估计的信道参数进行特征提取,并将其输入到分类器中,以识别室内有无目标以及目标的状态。最后系统将目标运动状态下的多个时刻、多条路径的参数进行路径匹配,找到目标反射的关联路径,再用该条路径的参数对目标进行定位,并使用地标校准位置。

由于室内环境的复杂性,发射器与接收器之

间存在多条路径信号,包括直射路径信号、反射路径信号和折射路径信号。

由于多径效应,无线信道在第 k 个天线、时刻为 t 、频率为 f 的信道频率响应为:

$$H(t, f, k) = \sum_{l=1}^L S_l(t, f, k) + N(t, f, k), \quad (1)$$

其中, L 表示多径数量, S_l 表示第 l 条路径的接收信号, N 表示接收信号中包含的高斯白噪声。

WiFi网卡采集到的CSI是信道频率响应在时间、频率和空间上的离散采样。假设有 T 个时间包、 F 个子载波、 A 个接收天线,以第0个时间包、第0个子载波和第0个天线上的CSI值 $H(0,0,0)$ 为基准,第 i 个时间包、第 j 个子载波、第 k 个天线上的CSI可以表示为:

$$H(i, j, k) = \sum_{l=1}^L S_l(i, j, k) + N(i, j, k) = \sum_{l=1}^L \alpha_l(i, j, k) e^{-j2\pi f_{c_l}(i, j, k)} + N(i, j, k), \quad (2)$$

其中, α_l 表示第 l 条路径的复衰减, τ_l 表示第 l 条路径的传输延迟。 $i=0,1,\dots,T-1$,表示第 i 个时间包, $j=0,1,\dots,F-1$,表示第 j 个子载波, $k=0,1,\dots,A-1$,表示第 k 个天线。

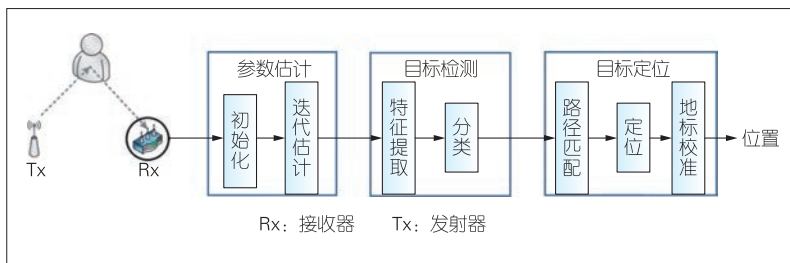
第 l 条路径在第 i 个时间包、第 j 个子载波、第 k 个天线上的信号相位可以表示为:

$$f\tau_l(i, j, k) \approx f_c\tau_l + \Delta f_j\tau_l + f_c\Delta d_k \cdot \varphi_l - f_{D_l}\Delta t_i, \quad (3)$$

其中, τ_l 、 φ_l 、 f_{D_l} 分别表示第 l 条路径的ToF、AoA和DFS。 f_c 表示信号的载波中心频率, Δt_i 、 Δf_j 和 Δd_k 分别表示 $H(i, j, k)$ 和 $H(0,0,0)$ 之间的时间差、频率差和天线距离差。因此,CSI是由ToF、AoA、DFS和衰减等信道参数构成的函数。利用CSI测量值,系统可以估计这些参数,从而实现定位等功能。

2 信道参数估计

实现目标检测与定位的前提是计算多径的信号参数。这里我们将第 l 条路径的信号参数记为 $\theta_l = (\alpha_l, \tau_l, \varphi_l, f_{D_l})$,多径



▲图1 基于Wifi的室内目标检测与定位系统模型

信号参数记为 $\Theta = (\theta_l)_{l=1}^L$ 。

由于发射器和接收器之间存在多种因素引起的相位噪声，因此我们可以采用共轭相乘^[7]的方法消除相位误差。该方法能够抑制静态路径分量，放大反射路径分量。

我们可以将多径信号参数估计问题描述为极大似然估计问题：

$$\Theta = \arg \max \left\{ -\sum_m |h(\mathbf{m}) - \sum_{l=1}^L P_l(\mathbf{m}; \theta_l)|^2 \right\}, \quad (4)$$

其中， $h(\mathbf{m})$ 表示接收到的 T 个时间包、 F 个子载波以及 A 个接收天线的三维CSI测量值矩阵，其中 $\mathbf{m} = (i, j, k)$ 。 $P_l(\mathbf{m}; \theta_l)$ 表示根据 θ_l 重构的路径信号：

$$P_l(\mathbf{m}; \theta_l) = \alpha_l \sum_m e^{2\pi(\Delta f_l \tau_l + f_c \Delta d_{l,k} \cdot \varphi_l - f_{D_l} \Delta t_l)}, \quad (5)$$

为了求解上述似然估计问题，本文采用SAGE算法。该算法在每一次迭代时仅需要重新估计 Θ 的一个子集（其他分量的估计不变）。因此，我们可以将 Θ 的估计分为多个单独参数的估计，依次优化每条路径的参数，进而降低计算的复杂度。

如果多径路径信号中包含两个相似的信号，并且没有先验知识，那么该算法可能会存在局部极小值问题。因此该算法需要一个相对准确的初始值，否则会导致收敛速度慢或者存在局部极小值问题。

2.1 初始化

准确的初始化值有利于SAGE算法后续的迭代过程。连续干扰消除是一种广泛应用的初始化方法，但是连续干扰消除易造成误差累积。为了减少误差累积的次数，本文先采用连续多路径干扰消除的方法为信道参数估计提供一个粗略估计，采用MUSIC获取几条路径的参数，然后对信号进行重构，并从接收信号中减去重构的这几条路径信号。这样可以减少连续干扰消除的次数，以此减小累计误差。

初始化采用MUSIC算法获取路径参数。由于接收信号存在一定的相关性，无法为MUSIC提供满秩的协方差矩阵，因此需要对CSI接收信号 $h(\mathbf{m})$ 进行空间平滑处理^[13]，将相干信号变为非相干信号。系统将平滑后的CSI进行特征值分解得到信号子空间和噪声子空间，然后根据信号子空间和噪声子空间的正交性，通过谱峰搜索得到路径的参数估计值：

$$f(\tau, \varphi) = \frac{1}{\rho^H(\tau, \varphi) \mathbf{E}_N \mathbf{E}_N^H \rho(\tau, \varphi)}, \quad (6)$$

其中， \mathbf{E}_N 表示对信号 $h(\mathbf{m})$ 进行特征值分解后的噪声子空间，

$\rho(\tau, \varphi) = \mathbf{e}(\tau) \otimes \mathbf{r}(\varphi)$ ， $\mathbf{e}(\tau)$ 表示不同频率下的飞行时间构成的导向矢量， $\mathbf{r}(\varphi)$ 表示不同天线距离下到达角构成的导向矢量，具体形式可写作：

$$\mathbf{e}(\tau) = [1, e^{-j2\pi\Delta f_1 \tau}, \dots, e^{-j2\pi\Delta f_{F-1} \tau}]^T, \quad (7)$$

$$\mathbf{r}(\varphi) = [1, e^{-j2\pi f_c \Delta d_{1,1} \varphi}, \dots, e^{-j2\pi f_c \Delta d_{A-1,1} \varphi}]^T. \quad (8)$$

经过以上步骤可以得到 l_1 条路径的 $\hat{\tau}$ 和 $\hat{\varphi}$ 。估计到的路径数量 l_1 等于搜索到的谱峰数量。每条路径的 \hat{f}_D 可通过最大化匹配的方法获得：

$$\hat{f}_D = \arg \max_{f_D} \{ |z(\hat{\tau}, \hat{\varphi}, f_D; h(\mathbf{m}))| \}. \quad (9)$$

每条路径的复衰减 $\hat{\alpha}$ 可以由 $\hat{\tau}$ 、 $\hat{\varphi}$ 、 \hat{f}_D 计算得到：

$$\hat{\alpha} = \frac{z(\hat{\tau}, \hat{\varphi}, \hat{f}_D; h(\mathbf{m}))}{T \cdot F \cdot A}, \quad (10)$$

其中，

$$z(\tau, \varphi, f_D; h(\mathbf{m})) = \sum_m e^{2\pi(\Delta f_l \tau + f_c \Delta d_{l,k} \cdot \varphi - f_{D_l} \Delta t_l)} h(\mathbf{m}). \quad (11)$$

根据得到的参数重构这 l_1 条路径的信号，并从原始接收信号中减去，剩余的路径信号为：

$$R_1(\mathbf{m}) = h(\mathbf{m}) - \sum_{l=1}^{l_1} P_l(\mathbf{m}; \hat{\theta}_l), \quad (12)$$

其中， $P_l(\mathbf{m}; \hat{\theta}_l)$ 表示根据参数 $\hat{\theta}_l$ 重构的信号。

接下来系统对剩余信号继续执行MUSIC算法并重构，以此类推，直到最终剩余信号的能量低于阈值。此时，系统可得到该时刻所有路径的参数估计 $\hat{\Theta}_{t,ini}$ ，然后再结合上个时刻的多维参数 $\hat{\Theta}_{t-1}$ 即可获得当前时刻的初始化参数：

$$\hat{\Theta}_t = \alpha \cdot \hat{\Theta}_{t,ini} + \beta \cdot \hat{\Theta}_{t-1}, \quad (13)$$

其中， α 和 β 分别为MUSIC算法的参数权重和上个时刻的参数权重。

2.2 迭代估计

我们将初始化阶段得到的估计值作为SAGE算法的初始值，然后依次优化每条路径的参数。这一过程具体包括期望步骤和最大化步骤。对于第 l 条路径，期望步骤会将总信号减去重建的其余路径信号。为了消除强信号对弱信号的干扰，在重建信号之前需要更新噪声：

$$\hat{N} = h(\mathbf{m}) - \sum_{l'=1}^{l-1} P_{l'}(\mathbf{m}; \hat{\theta}_{l'}) - \sum_{l'=l+1}^L P_{l'}(\mathbf{m}; \hat{\theta}_{l'}'), \quad (14)$$

其中， $\hat{\theta}_l$ 是本轮迭代估计的参数值， $\hat{\theta}_{l'}'$ 是上一轮迭代的参

数估计值。

重构第 l 条路径的信号为：

$$\hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}') = P_l(\mathbf{m}; \hat{\theta}_l') + \hat{N}. \quad (15)$$

为了降低复杂性，在每次迭代中只搜索一个参数，同时修复其他两个参数，因此最大化步骤可按以下公式实现：

$$\hat{\tau}_l'' = \arg \max_{\tau} \{ |z(\tau, \hat{\phi}_l', \hat{f}_{D_l}'; \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}'))| \}, \quad (16)$$

$$\hat{\phi}_l'' = \arg \max_{\phi} \{ |z(\hat{\tau}_l'', \phi, \hat{f}_{D_l}'; \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}'))| \}, \quad (17)$$

$$\hat{f}_{D_l}'' = \arg \max_{f_D} \{ |z(\hat{\tau}_l'', \hat{\phi}_l'', f_D; \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}'))| \}, \quad (18)$$

$$\hat{\alpha}_l'' = \frac{z(\hat{\tau}_l'', \hat{\phi}_l'', \hat{f}_{D_l}''; \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}'))}{T \cdot F \cdot A}, \quad (19)$$

其中，

$$z(\tau, \phi, f_D; \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}')) = \sum_m e^{2\pi(\Delta f_l \tau_l + f_c \Delta d_k \cdot \phi_l - f_{D_l} \Delta t_l)} \hat{P}_l(\mathbf{m}; \hat{\Theta}'). \quad (20)$$

迭代在参数估计收敛时结束，即连续估计值的差小于阈值。

3 目标检测

实现目标定位的前提是室内有目标存在。为了充分获取室内信息，本文对室内目标进行检测，以判断室内是否存在目标以及目标的状态是静止还是运动。由于不同状态下的反射路径有所不同，多径信道参数会发生变化，因此信道参数可以作为目标检测的原始数据。在每种状态（室内无人、目标静止、目标运动）下分别采集 CSI 数据，可实现信道参数（AoA、ToF、DFS 和衰减）的估计。然后我们以此来构建数据集。

为了保证每个类别特征维度的一致性，我们将多径信道参数中前 5 条路径中每个参数的均值、标准差和自相关函数作为特征，总共 60 维，并采用朴素贝叶斯、K 最近邻（KNN）、支持向量机（SVM）等多种分类器进行训练。

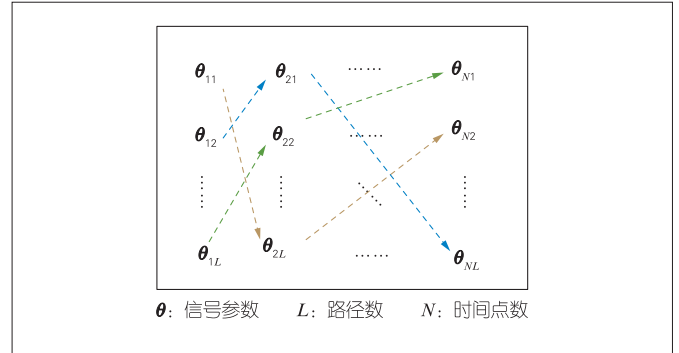
4 目标定位

在室内有人的情况下，我们可以利用信道参数来估计目标的位置。在本节中，我们首先找出目标运动对应的反射路径，依据数学模型进行目标位置估计，然后利用室内地标校准位置，以此提高位置估计的准确性。

4.1 路径匹配

对 CSI 测量值进行信号参数估计之后，我们就可以得到多个时刻的多径参数。然而，每个时刻的路径参数是独立

的，要想实现目标的定位，需要先将所有时刻目标反射路径的参数关联匹配起来。本文采用基于图的目标路径选择算法，构建了一段时间窗口内连续多个时刻的多路径关联网络图，如图 2 所示。



▲图2 路径关联网络图

假设要匹配时间窗口内 N 个时间点的路径参数，每个时间点有 L 条路径，首先计算不同时间点、不同路径之间的参数距离：

$$w_{i_1 j_1}^{i_2 j_2} = \|c^T(\theta_{i_2 j_2} - \theta_{i_1 j_1})\|, \quad (21)$$

其中， $\theta_{i_1 j_1}$ 表示 i_1 时刻第 j_1 条路径的参数， $\theta_{i_2 j_2}$ 表示 i_2 时刻第 j_2 条路径的参数， $i_1 = 1, 2, \dots, N$ ， $i_2 = 1, 2, \dots, N$ ， $j_1 = 1, 2, \dots, L$ ， $j_2 = 1, 2, \dots, L$ ， $w_{i_1 j_1}^{i_2 j_2}$ 表示 $\theta_{i_1 j_1}$ 与 $\theta_{i_2 j_2}$ 连接边的权重， c 是参数飞行时间、到达角、多普勒频移和衰减的归一化系数向量。

令 $g_{i_1 j_1}^{i_2 j_2}$ 表示是否选择 $\theta_{i_1 j_1}$ 和 $\theta_{i_2 j_2}$ 之间的连接边进行匹配的二元变量，要实现的目标函数为：

$$g = \arg \min_g w^T g, \quad (22)$$

其中， w 表示权重 $w_{i_1 j_1}^{i_2 j_2}$ 组成的矩阵， g 表示要优化的变量 $g_{i_1 j_1}^{i_2 j_2}$ 组成的矩阵，并且要满足同一时间的边不进行匹配，即 $i_1 \neq i_2$ 。针对该二元规划问题的求解可以采用 YALMIP 工具来实现。

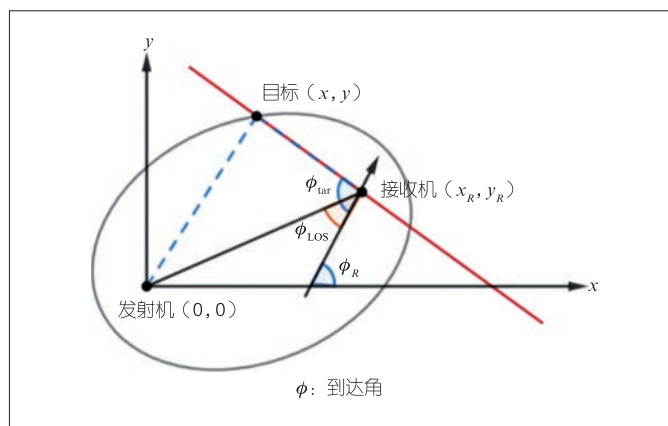
在实现时间窗口内的路径匹配之后，时间窗口内第一时刻的路径参数与窗口外前时刻的路径参数进行匹配。该匹配基于欧拉相似性实现。然后时间窗口向前滑动一个时刻继续完成路径匹配，直到所有时刻的路径参数匹配完成。之后系统计算每条匹配路径的平均衰减，并将平均衰减最大的路径集合作为目标反射的路径集合，得到目标路径的参数 $\theta_{\text{tar}} = (\alpha_{\text{tar}}, \tau_{\text{tar}}, \varphi_{\text{tar}}, f_{D_{\text{tar}}})$ 。

4.2 位置估计

理论上，目标路径的飞行时间乘以光速可以得到目标路径的相对距离。然而，飞行时间的分辨率低，会导致距离的

波动较大,因此定位误差也较大。多普勒频移相当于路径范围的变化率,并且分辨率高。因此,我们可以将细粒度的多普勒频移和飞行时间结合起来,以改进距离估计。例如,我们可采用卡尔曼平滑算法^[7],根据多普勒频移估计的路径范围变化率来细化ToF估计的范围。

在定位阶段,我们使用目标反射路径的到达角和距离来确定目标的位置。定位模型如图3所示。



▲图3 定位模型

假设发射器和接收器的位置固定且已知,令发射器的位置为坐标原点(0,0),接收器的位置坐标为 (x_R, y_R) 。直射路径的到达角 φ_{LOS} 可以通过静态环境下选择衰减最大的路径参数得到。接收器的天线阵列的方向 φ_R 可以由 φ_{LOS} 和 (x_R, y_R) 计算得到:

$$\varphi_R = \arctan\left(\frac{x_R \cos \varphi_{\text{LOS}} - y_R \sin \varphi_{\text{LOS}}}{x_R \sin \varphi_{\text{LOS}} + y_R \cos \varphi_{\text{LOS}}}\right) \quad (23)$$

若已求得目标反射路径的到达角 φ_{tar} 和距离 d_{tar} ,则目标的位置坐标 (x, y) 可以由下列方程计算得到:

$$\begin{cases} \sqrt{x^2 + y^2} + \sqrt{(x - x_R)^2 + (y - y_R)^2} = d_{\text{tar}} \\ \frac{y - y_R}{x - x_R} = \tan(\pi - (\varphi_{\text{tar}} - \varphi_R)) \end{cases} \quad (24)$$

在得到所有时刻的位置后,便可得到该段时间目标的运动轨迹,从而完成目标定位和轨迹重建的任务。

4.3 位置校准

在室内环境中总会有一些位置固定的家具,若已知这些家具的位置,就可将其作为室内地标校准目标位置,以提高轨迹重建的准确性。

利用信道参数得到目标轨迹之后,先计算每个位置坐标与地标之间的欧氏距离,再将距离小于阈值的位置坐标用地标的坐标进行替换,以达到位置校准的目的。最后将整条轨

迹经过滑动平均进行滤波,可得到平滑的目标轨迹。

5 实验结果与分析

我们使用配备有Intel 5300网卡的两台电脑进行实验,并在电脑中安装CSI TOOL以收集5 GHz WiFi信道的CSI信息,在作为发射器的电脑上配置1根发射天线,同时在作为接收器的电脑上配置3根接收天线。每秒钟数据包传输个数为1 000。然后我们使用MATLAB来处理接收数据。

5.1 目标检测实验评估

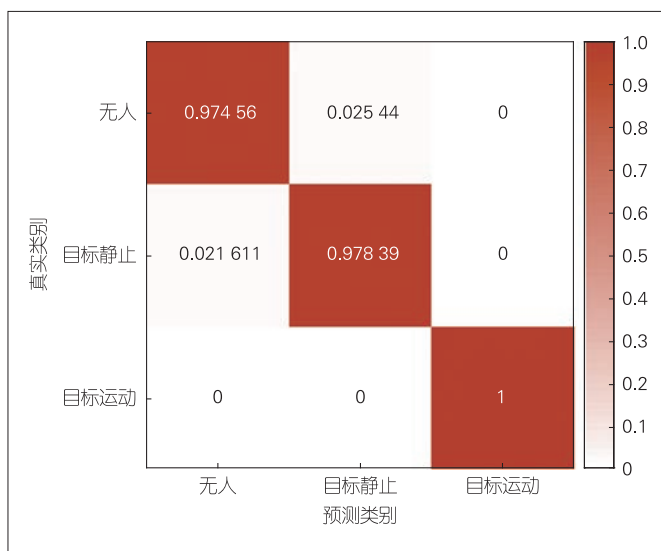
目标检测结果包括3类:无人、目标静止和目标运动。在这3种场景下,我们分别采集CSI数据以估计信道参数,并将估计到的前5条路径的AoA、ToF、DFS和衰减幅度作为原始数据集,使用滑动窗口进行分段,同时设置50%的重叠,之后对数据集进行特征提取和训练,并采用十折交叉验证。表1为不同分类器的识别准确率,图4为KNN分类器的混淆矩阵。

▼表1 不同分类器的识别准确率

分类器	朴素贝叶斯	决策树	SVM	KNN
准确率/%	91.7	94.1	95.8	98.7

KNN:K最近邻

SVM:支持向量机



▲图4 K最近邻分类器混淆矩阵

由表1可知,4种分类器的识别准确率均达到90%以上。其中,KNN分类器的识别准确率最高,达到了98.7%。由此可知,信道参数可以用于目标检测并且检测效果较好。由图4可知,无人和目标静止两类情况有混淆的可能。原因是两种状态下室内目标均处于静止状态,并且目标的存在只影响

部分反射路径。两种状态下的信道参数有一定的相似性。相对而言,目标运动的情况可以被准确地识别出来。

5.2 定位实验评估

我们在真实室内场景中采集数据,并对提出的参数估计和地标校准进行验证和评估。这里我们选择一个 $5\text{ m} \times 6\text{ m}$ 的会议室进行实验,在场景中部署了一对收发设备。设备部署位置如图5所示。

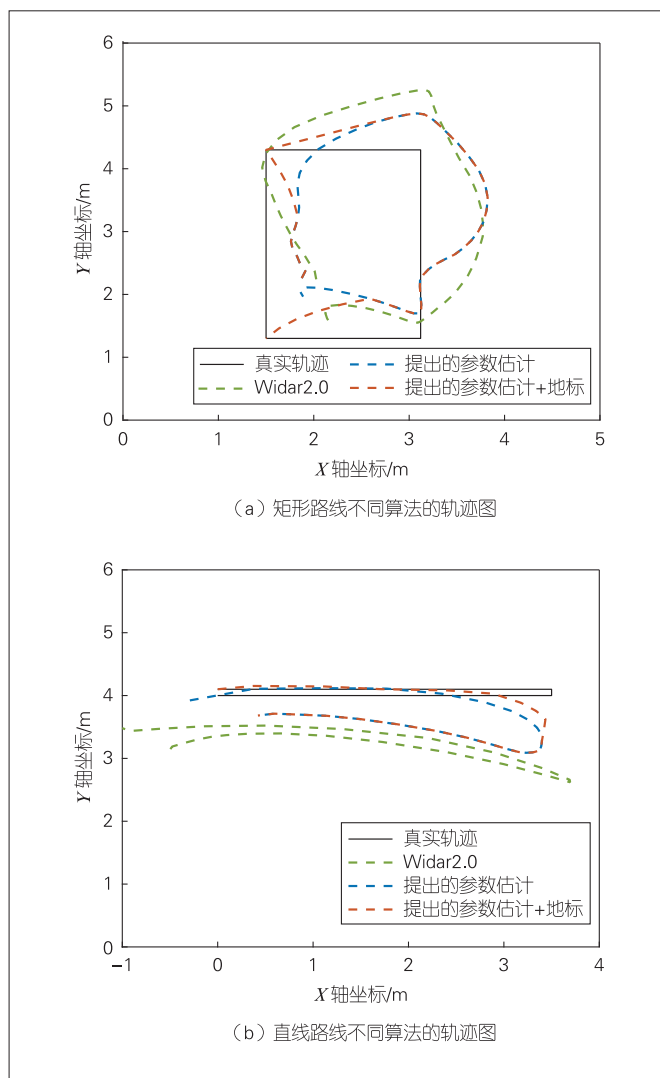


▲图5 实验场景

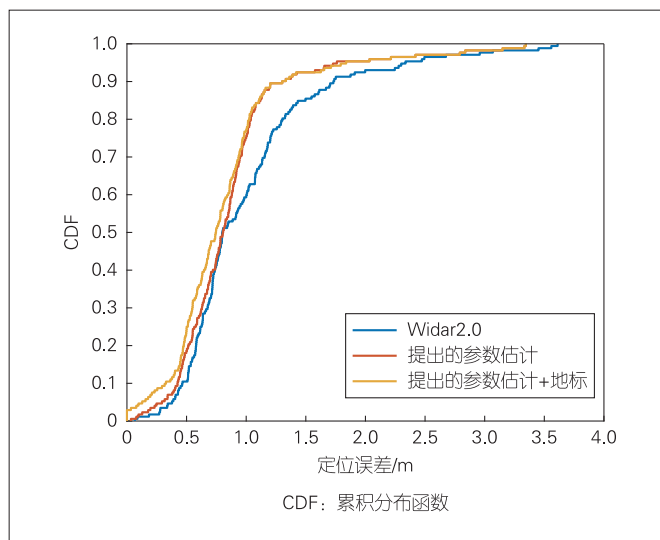
为了证明本文所提方法的性能,我们将该算法与Widar2.0进行比较。图6为在不同路线采用不同算法实现轨迹恢复的结果。图7展示了不同方法的定位性能对比。从图中可以看出,采用本文提出的参数估计方法实现的定位平均误差为 0.873 1 m 。经过地标校准后,平均误差将降到 0.825 2 m 。两种方法90%的定位误差都小于 1.5 m 。而Widar2.0的平均定位误差为 1.018 3 m 。可以看出,本文提出的算法优于Widar2.0。Widar2.0的参数估计采用全零初始化,与真实值有较大的误差,并且未考虑噪声影响,导致跟踪时的定位误差较大。综上所述,本文提出的参数估计方法可以提高定位的准确度,并且地标对定位精度的提升也有一定的作用。

6 结束语

本文中,我们提出了一种在单链路系统中实现被动目标检测与定位的方法,首先采用连续多路径干扰消除完成参数初始化,然后利用信道参数识别室内有无目标以及目标的状态,在定位阶段结合地标来校准位置,提高了定位的准确性。在典型室内环境中进行的实验表明,该方法的平均定位误差为 0.825 2 m ,与Widar2.0算法相比,定位精度有所提



▲图6 不同路线不同算法恢复的轨迹图



▲图7 不同算法定位精度对比

升。然而本文仅实现了单目标的定位，未来将考虑实现多目标的准确定位。

参考文献

- [1] ZAFARI F, GKELIAS A, LEUNG K K. A survey of indoor localization systems and technologies [J]. IEEE communications surveys & tutorials, 2019, 21(3): 2568–2599. DOI: 10.1109/COMST.2019.2911558
- [2] XIAO J, ZHOU Z, YI Y, et al. A survey on wireless indoor localization from the device perspective [J]. ACM computing surveys (CSUR), 2016, 49(2): 1–31. DOI:10.1145/2933232
- [3] MA Y S, ZHOU G, WANG S Q. WiFi sensing with channel state information [J]. ACM computing surveys, 2020, 52(3): 1–36. DOI: 10.1145/3310194
- [4] WU D, ZENG Y W, GAO R Y, et al. WiTraj: robust indoor motion tracking with WiFi signals [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2021, 99: 1. DOI: 10.1109/TMC.2021.3133114
- [5] PIZARRO A B, BELTRÁN J P, COMINELLI M, et al. Accurate ubiquitous localization with off-the-shelf IEEE 802.11ac devices [C]//MobiSys '21: Proceedings of the 19th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. 2021: 241–254. DOI: 10.1145/3458864.3468850
- [6] YANG R M, YANG X L, WANG J C, et al. Decimeter level indoor localization using WiFi channel state information [J]. IEEE sensors journal, 2022, 22(6): 4940–4950. DOI: 10.1109/JSEN.2021.3067144
- [7] QIAN K, WU C S, ZHANG Y, 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. ACM, 2018: 350–361. DOI: 10.1145/3210240.3210314
- [8] JIN Y, TIAN Z S, ZHOU M, et al. MuTrack: multiparameter based indoor passive tracking system using commodity WiFi [C]//Proceedings of ICC 2020 – 2020 IEEE International Conference on Communications. IEEE, 2020: 1–6. DOI: 10.1109/ICC40277.2020.9148887
- [9] LIU X Y, WANG Y, ZHOU M, et al. Indoor passive localization with channel state information using a single access point [J]. IEEE sensors journal, 2021, 21(15): 17085–17095. DOI: 10.1109/JSEN.2021.3081563
- [10] FLEURY B H, TSCHUDIN M, HEDDERGOTT R, et al. Channel parameter estimation in mobile radio environments using the SAGE algorithm [J]. IEEE journal on selected areas in communications, 1999, 17(3): 434–450. DOI: 10.1109/49.753729
- [11] XIE Y X, XIONG J, LI M, et al. mD-Track: leveraging multi-dimensionality for passive indoor Wi-Fi tracking [C]//The 25th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. ACM, 2019: 1–16. DOI:10.1145/3300061.3300133
- [12] CHEN Z, ZHU G R, WANG S L, et al. M³: multipath assisted Wi-Fi localization with a single access point [J]. IEEE transactions on mobile computing, 2021, 20(2): 588–602. DOI: 10.1109/TMC.2019.2950315
- [13] 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. ACM, 2015: 269–282. DOI: 10.1145/2785956.2787487

作者简介



韩雨彤，郑州大学在读硕士研究生；主要研究领域为无线通信及智能手机传感器的应用。



李航，深圳市大数据研究院副研究员、高级经理；主要研究领域为无线通信、物联网和机器学习的应用；主持和参与基金项目5项；已发表论文40余篇。



朱光旭，深圳市大数据研究院副研究员；主要从事无线通信理论研究，包括智能通信、5G/B5G通信技术；先后获国家自然科学基金、广东省面上基金资助，并作为骨干成员参与国家重点研发计划、广东省重点领域项目多项；曾获香港政府奖学金资助，获国际会议（WCSP）最佳论文奖；发表论文50余篇。



陆彦辉，郑州大学产业技术研究院教授；主要研究领域为宽带无线通信理论与技术、大规模网络优化等；先后主持和参加基金项目10余项，获科技成果奖1项；已发表论文50余篇，获得授权发明专利7项、软件著作权3项。