

一种改进的时间反转二阶段室内定位方法

郝占军^{1,2}, 蔡文波¹, 党小超^{1,2}

(1. 西北师范大学 计算机科学与工程学院, 兰州 730070; 2. 甘肃省物联网工程研究中心, 兰州 730070)

摘 要: 在非视距传输环境下, 粗估计阶段接收信号强度(RSS)的特征维度较低会导致定位性能差。针对该问题, 提出一种基于多维标度(MDS)算法改进的时间反转二阶段室内定位方法。对 RSS 和信道频率响应(CFR)分别进行特定参考点采集, 采用线性时域滤波缩小信道状态信息的数据动态范围, 利用 RSS 和 MDS 算法进行位置粗估计, 确定待测点所在范围, 构建指纹库。使用预处理过后的 CFR 与子指纹库中的各参考点处 CFR 计算组合时间反转共振能量(CTRRS)值, 并搜索 CTRRS 最大值的参考点, 实现精确定位。实验结果表明, 与时间反转室内定位方法相比, 改进方法的定位时间提升了 56.5%。

关键词: 非视距传输; 室内定位; 多维标度; 线性时域滤波; 信道频率响应; 组合时间反转共振能量

中文引用格式: 郝占军, 蔡文波, 党小超. 一种改进的时间反转二阶段室内定位方法[J]. 计算机工程, 2019, 45(7): 282-290.

英文引用格式: HAO Zhanjun, CAI Wenbo, DANG Xiaochao. An improved time reversal two-stage indoor positioning method[J]. Computer Engineering, 2019, 45(7): 282-290.

An Improved Time Reversal Two-Stage Indoor Positioning Method

HAO Zhanjun^{1,2}, CAI Wenbo¹, DANG Xiaochao^{1,2}

(1. College of Computer Science and Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China;

2. Gansu IoT Research Center, Lanzhou 730070, China)

[Abstract] In the non-sight distance transmission environment, the lower characteristic dimension of the Received Signal Strength (RSS) in the coarse estimation phase results in poor positioning performance. To address this problem, an improved time reversal two-stage indoor positioning method based on Multi-Dimensional Scale (MDS) algorithm is proposed. Specific reference point of the RSS and the Channel Frequency Response (CFR) are collected. Linear time domain filtering is adopted to narrow the dynamic data range of the Channel State Information (CSI). RSS and MDS algorithms are used for coarse location estimation to determine the location range of to-be-measured points, and the fingerprint database is constructed. The Combined Time Reversed Resonating Strength (CTRRS) value is calculated by using the pre-processed CFR and the CFR at each reference point in the fingerprint sub-library, and the reference point of the CTRRS maximum value is searched for precise positioning. Experimental results show that compared with the time reversal indoor positioning method, the positioning time of the improved method can be increased by 56.5%.

[Key words] non-sight distance transmission; indoor positioning; Multi-Dimensional Scaling (MDS); linear time domain filtering; Channel Frequency Response (CFR); Combined Time Reversal Resonating Strength (CTRRS)

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0051122

0 概述

随着无线通信技术的发展, 智能终端用户对信息的准确性和即时性要求越来越高^[1]。在室内环境下, 由于全球定位系统 (Global Positioning System, GPS)^[2] 信号受到严重阻塞, 使得在室内仅依靠导航卫星定位变得非常困难, 因此基于室内定位的方法相继被提出, 如 Wi-Fi、RFID 和 UWB^[3] 等。基于

Wi-Fi 信号的定位技术因其远程覆盖能力受到广泛关注^[4]。现有的室内定位系统多数采用接收信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 作为定位指纹^[5], 但由于 RSS 时变性强、室内环境复杂多变等问题, 导致以 RSS 为定位指纹的定位系统位置区分度低, 定位性能难以得到提升, 特别是当接入点 (Access Point, AP) 位置指纹维度低的时候。文献[6-7]用核函数将原始 RSS 映射到高维非线性空间, 使输入空

基金项目: 国家自然科学基金 (61662070, 61762079); 甘肃省科技重点研发项目 (1604FKCA097, 17YF1GA015); 甘肃省科技创新项目 (17CX2JA037, 17CX2JA039)。

作者简介: 郝占军 (1979—), 男, 副教授、硕士, 主研方向为位置服务、无线传感器网络; 蔡文波, 硕士研究生; 党小超, 教授。

收稿日期: 2018-04-08 **修回日期:** 2018-05-10 **E-mail:** zhanjunhao@126.com

间非线性和复杂的分布模型在高维特征空间变得线性可分,但是在离线阶段需要采集各个指纹点上的RSS值,在定位区间较大时数据训练耗时较长。文献[8]提出一种基于多维标度(Multi-Dimensional Scaling, MDS)技术的室内定位方法,利用MDS技术原理,通过AP和RSS参考点可以得到被定位物体的精准位置,有效缩短了离线阶段指纹采集与在线阶段定位的时间。

无线网卡(Network Interface Card, NIC)为室内Wi-Fi指纹定位技术提供了更为精细且稳定的信号特征信息^[9]。文献[10]提出DeepFi系统,使用神经网络训练90个频道状态信息(Channel State Information, CSI)值,其最小平均距离误差达到1.8 m,但CSI值对定位精度的影响是否相同并没有研究。为提取更鲁棒性的位置特征,文献[11]利用反向多级离散小波变换重建CSI原始数据,具有较高的定位精度,但没有利用RSS特征信息。文献[12]利用Wi-Fi信号的互补性,将CSI和RSS融合作为位置指纹,有效提升了定位性能。文献[13]为解决时间反转算法在室内定位耗时较长的问题,提出一种构建子指纹库的二阶段定位方法,利用RSS进行粗定位,但在非视距环境中定位精度相对传统时间反转算法较差。

针对上述Wi-Fi室内定位方法中存在的问题,本文将传统AP的RSS指纹定位与CSI指纹定位相结合,提出一种基于MDS算法改进的二阶段室内定位方法。该方法通过RSS和MDS算法进行位置快速定位,为减少由于多径和噪声所造成信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)数据的动态变化影响,利用线性时域滤波处理CFR原始数据,采用改进的时间反转定位算法进行最终位置精确定位,从而实现非视距传输室内环境中的实时及准确定位。

1 相关理论

1.1 信道状态信息

在室内环境中,无线信号通过多条路径传播到达接收端,这种现象称作多径效应^[14]。到达接收端的信道冲击响应(Channel Impulse Response, CIR)可表示为:

$$h(\tau) = \sum_{i=1}^n |\alpha_i| e^{-j\theta_i} \delta(\tau - \tau_i) \quad (1)$$

其中, α_i 、 θ_i 、 τ_i 分别代表第*i*条路径的振幅、相位和时延, n 为传播的路径总数, $\delta(\tau)$ 为狄克拉脉冲函数。对CIR进行快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)^[15]得到CFR,可表示为:

$$H(f) = FFT[h(\tau)] \quad (2)$$

假设多输入多输出(Multiple Input Multiple Output,

MIMO)系统共有 $D = N_t \times N_r$ 条链路,通过Wi-Fi设备以CSI形式获取CFR的一个样本^[16],一条链路间的CFR采样值可以表示为:

$$H(f) = [H(f_1), H(f_2), \dots, H(f_k)] \quad (3)$$

其中, $k=1, 2, \dots, K$, K 为根据驱动被分成的子载波组数,在20 MHz带宽信道下 $K=56$,在40 MHz带宽下 $K=114$, $H(i)$ 为每一个子载波上的CSI,表示为:

$$H(i) = |H_i| e^{j\sin(\angle H_i)} \quad (4)$$

其中, $|H_i|$ 和 $\angle H_i$ 分别为第*i*个子载波的振幅和相位。

1.2 二阶段室内定位方法

文献[13]提出基于一个AP室内环境的定位方法,在离线阶段构建整个环境的指纹库,每个位置包括RSS与CFR指纹,在线阶段采集到信号特征后,利用单AP维度的RSS向量和K最近邻分类方法计算得到定位点粗略位置,根据定位点向四周以圆形区域扩展筛选得到指纹库子集,并采集CFR信号特征与指纹库子集中的CFR信号,利用改进的时间反转算法计算组合共振能量,最后通过最大值搜索实现位置估计,该方法提升了时间反转算法在较大范围室内环境中的实时性。但由于单AP的RSS指纹维度低且离线阶段需要采集全部位置指纹,在强NLOS环境中RSS粗定位阶段定位耗时较长且子指纹库的构建存在有较大偏差,导致定位精度相比传统时间反转算法略差。

1.3 MDS技术

多维标度是用低维空间 O^b ($b < a$)中的*n*个点去重新标度和展示高维空间 O^a 中*n*个点某种距离或相似性的一种技术。在文献[8]中,当环境中的每个位置能够收到4个以上AP信号时,参考点间信号强度向量之间的距离 $RSSI_{AB}$ 可以较好地表征其物理距离的远近,且MDS算法没有对比待定位点测得的RSSI向量与指纹库中的所有记录,通过计算待定位点与特定RSS参考点信号强度向量之间的距离,构建距离矩阵,利用MDS技术与RSS参考点的真实坐标,确定待定位点的实际位置,其中,定位误差的大小与使用的RSS参考点集合有关。

MDS技术不仅可以降低离线阶段指纹采集的开销,而且在定位阶段不需要和数据库中数据进行对比,因此在定位实时性方面得到了一定程度提升。

2 DCTR定位方法

图1所示为DCTR定位方法流程。该定位方法包括离线采样与在线定位2个过程。离线采样包括部分参考点处RSS的采集、全部参考点处的

CFR 测量及指纹库构建。在线阶段包括位置快速粗估计和位置精估计。首先采集信号特征,包括多个 AP 处的 RSSI 向量以及单个 AP 处的 CFR 原始数据,利用 MDS 技术计算得到定位点粗略位置,并

向四周以方形区域扩展筛选得到指纹库子集,然后对 CFR 原始数据进行线性时域滤波处理,计算信号组合共振能量,基于阈值下的最大值搜索实现位置精确定位。

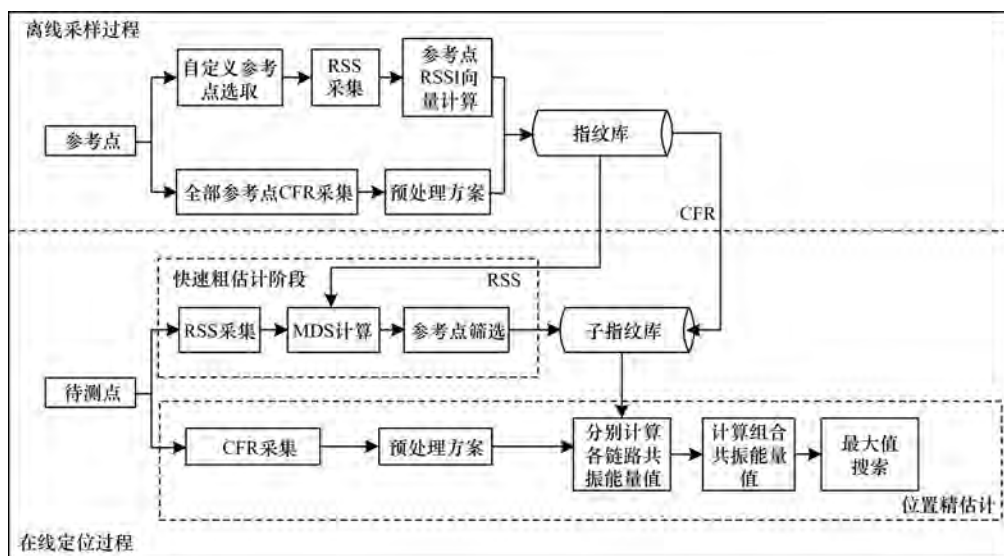


图 1 DTCCR 定位方法流程

2.1 离线采样过程

2.1.1 RSS 指纹库构建

设有 Z 个 AP,在离线阶段根据实际环境分成 N 个参考区域,每个参考区域的位置信息为 $P_i = (x_i, y_i)$, $i = 1, 2, \dots, N$,在定位目标区域内选定 M 个 RSS 参考点 ($M < N$)。

由于 RSS 值随时间变化较大,因此在同一个 RSS 参考点对各个 AP 采集大量 RSS 值,利用各个 AP 在参考点 P_m 处的平均值作为位置指纹向量。内置 Atheros AR9580 网卡的路由器在接收端可以采集到 3 个 RSS 指纹,并且同一个路由器 3 条天线的 RSS 指纹在同一个地点区别较小,因此将这 3 个 RSS 指纹求平均值作为内置 AR9580 网卡路由器在参考点 P_m 处的唯一 RSS 指纹。参考点 P_m 处的 RSS 向量记录为:

$$RSS_m = (RSS_{m1}, RSS_{m2}, \dots, RSS_{mZ})^T \quad (5)$$

其中, $m = 1, 2, \dots, M$ 为选定记录 RSS 向量参考点的个数,且 $p_m \subseteq p_i$ 。计算 m 个 RSS 参考点之间的 RSSI 向量距离,记为 $P_{m..m}$ 存于指纹库。

2.1.2 CFR 指纹库构建

在室内环境中,传播信号通过多个路径从发射端到达接收端,在 RSS 指纹基础上,采集定位目标区域内所有 N 个参考点的信道状态信息,每个参考点采集 l 次,参考点 P_i 处采集的 CSI 原始指纹信息记

录如式(6)所示。

$$csi_i = \begin{bmatrix} csi_{11}^l & csi_{12}^l & \dots & csi_{1K}^l \\ csi_{21}^l & csi_{22}^l & \dots & csi_{2K}^l \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ csi_{D3}^l & csi_{D2}^l & \dots & csi_{DK}^l \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, D 为链路总数, K 为子载波总数。

由于室内障碍物的存在与 Wi-Fi 信号的非视距传输,CSI 原始数据处于一个动态范围,加上不是所有信号特征对定位性能的影响都一样,特别高维度的指纹向量可能造成冗余的计算成本。因此,在生成指纹之前,需要通过一个线性时域滤波处理原始数据,生成更具鲁棒性的位置指纹信息,减少 CFR 数据的特征维度。

本文原始数据为频域的信道响应,通过快速傅立叶逆变换将频域信号变换至时域 CIR^[15],并得到 20 MHz 的带宽,其时间分辨率为 $1/20 \text{ MHz} = 50 \text{ ns}$ 的 CIR 估计值。由于带宽的限制,在一个 CIR 样例中长度差小于 15 m 的路径可能会被混淆^[12]。非视距主导条件下的 CIR 样例如图 2 所示,可以看出,不同的路径具有不同的时延,直射路径(LOS)或者短的非直视路径(NLOS)具有更高的能量,并且比所有其他长反射路径更快地到达接收机。

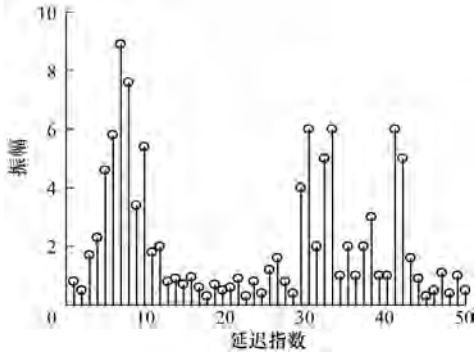


图2 非视距主导条件下的信道冲击响应

从第一个最大的振幅开始,被选为直视路径或者短的非直视路径,相应的延迟指数记为 t ,考虑到在 CIR 样例测量开始阶段有一个不确定的时间滞后,每一条路径的主成分通过提取 $(|t-2|)_{th}$, $(|t-1|)_{th}$, t_{th} , $(|t+1|)_{th}$, $(|t+2|)_{th}$ 的振幅,组成一个新的 CIR 样例,选取每条路径仅小于最大振幅的下一个振幅作为直视路径或者短的非直视路径,重复上述步骤,组成另一个新的 CIR 样例,以此类推,重复以上做法 Q 次,滤掉剩余的振幅,组成新的 Q 维 CIR 样例, Q 定义为 K 个子载波的平均标准差,通过快速傅立叶变化将时域 CIR 变换至频域 CFR^[17]。图3表示2维时域滤波后的 CSI 结果。

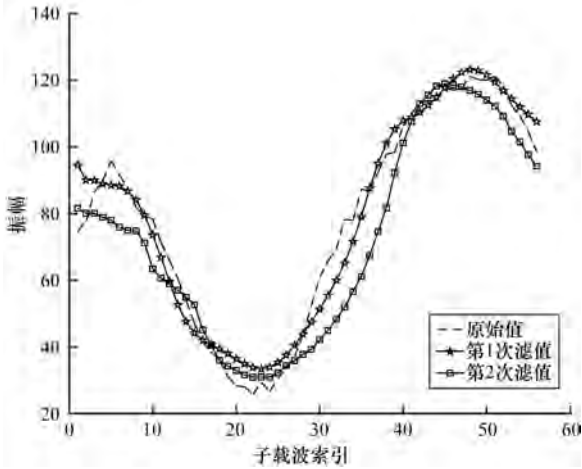


图3 线性时域滤波后的 CSI 结果

从图3可以看出,第1次滤值比原始数据更加的平滑,第2次滤值比起第1次滤值整体振幅呈下降趋势。

经过 CSI 数据预处理过后,存储在参考点 P_i 处的 CSI 指纹如式(7)所示。

$$csi_i = \begin{bmatrix} csi_{i1}^q & csi_{i2}^q & \cdots & csi_{iK}^q \\ csi_{i21}^q & csi_{i22}^q & \cdots & csi_{i2K}^q \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ csi_{iD3}^q & csi_{iD2}^q & \cdots & csi_{iDK}^q \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, csi_{DK}^q 为 q 个值构成的列向量, $q=1,2,\dots,Q$, Q 为线性时域滤波的维数。

$$Q = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \frac{f_k}{f_0} \times Q_k \quad (8)$$

其中, f_0 为中心频率, f_k 是第 k 个子载波的频率, Q_k 为 csi_{DK}^q 中第 k 个子载波振幅的标准差。

2.2 在线定位过程

2.2.1 位置粗估计与子指纹库构建

为能更高效、精准地计算未知坐标,本文利用 RSSI 向量和 MDS 算法进行位置快速粗略的估计,通过 MDS 算法求得待测目标的大致位置 \hat{P} ,以坐标 \hat{P} 为中心,以 R 为筛选距离进行方形区域筛选,为在线定位过程第2阶段筛选指纹库子集。子指纹库构造示意图如图4所示。

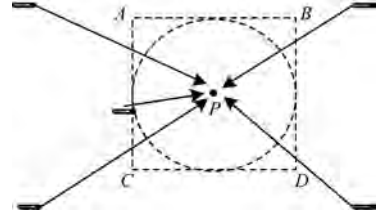


图4 子指纹库构造示意图

在指纹库建立阶段 N 个参考点都有相对应的位置信息 P_i ,设待测目标通过 MDS 算法测得位置 \hat{P} 的坐标为 (x_i, y_i) 。传统子指纹库的构建以坐标 \hat{P} 为圆心,以 R 为半径进行圆形范围扩展,如图4中的圆形区域,遍历整个指纹库计算其他所有参考点与 \hat{P} 的距离 $Dist_i$,将 $Dist_i$ 按升序排序,最终筛选出距离 $Dist_i$ 小于 R 的参考点作为子指纹库。

以坐标 \hat{P} 为中心进行矩形范围扩展,此矩形区域横坐标由 $x_i - R \sim x_i + R$,纵坐标由 $y_i - R \sim y_i + R$,将筛选出的 N_p 个参考点标签和 CFR 指纹组成指纹库子集。由于 \hat{P} 所筛选的参考点的集合(如图4中矩形区域)不需要遍历整个指纹库计算 $Dist_i$,因此在子指纹库构造阶段节省了部分时间。

根据上述构造过程,基于 MDS 的定位算法步骤如下:

步骤1 将指纹库中 m 个 RSS 参考点间的 RSSI 向量欧式距离阵记为 $P_{m \times m}$,分别计算 m 个 RSS 参考点与待定位点间的 RSSI 向量欧式距离,在矩阵 $P_{m \times m}$ 基础上,构建距离矩阵 $P_{(m+1) \times (m+1)}$ 。

步骤2 将广义欧式距离阵 $P_{(m+1) \times (m+1)}$ 与 $P_{m \times m}$ 输入 MDS 算法,对 $P_{(m+1) \times (m+1)}$ 与 $P_{m \times m}$ 进行降维处理,得到 $P_{(m+1) \times (m+1)}$ 与 $P_{m \times m}$ 的拟合距离阵 \hat{P}_{m+1} 与 \hat{P}_m ,求出2个距离阵的构图,记为 $X_{(m+1) \times 2}$ 与 $X_{m \times 2}$ 。

步骤3 根据 m 个 RSS 参考点在二维坐标系中的真实位置与构图 $X_{m \times 2}$,利用最小二乘迭代坐标转

换算法,得出平移参数 j 、旋转矩阵 R 和缩放尺度因子 s 。

步骤 4 利用 j 、 R 、 s 以及构图 $X_{(m+1) \cdot 2}$, 得到待定位点在二维坐标系中的真实位置。

2.2.2 基于时间反转算法的位置精确估计

位置精确估计阶段包括将处理过后待测点处的 CFR 与子指纹库中各参考点处 CFR 组合共振能量的计算和最大值搜索 2 个过程,具体分析如下:

1) 组合共振能量的计算

根据文献[18],每条链路时间反转共振能量 (Time Reversal Resonating Strength, TRRS) 值的频域形式定义为:

$$\eta_d = \frac{\left| \max_q \{ H_d[f_k] \cdot H'_d{}^*[f_k] \} \right|^2}{\langle \hat{H}_d, \hat{H}_d \rangle \langle \hat{H}'_d, \hat{H}'_d \rangle} \quad (9)$$

其中, $(\cdot)^*$ 表示矩阵的共轭转置, $\langle x, y \rangle$ 表示任意维向量 x 与任意维向量 y 的内积算子, $H_d[f_k]$ 和 $H'_d[f_k]$ 分别表示在第 d 条链路上指纹库中的 CFR 向量和待测点处采集处理过后的 CFR 向量。由定义知, $0 \leq \eta_d \leq 1$, η_d 用来衡量 2 个信道指纹在第 d 条链路上的 CFR 匹配程度。

在计算得到各链路共振能量值后,根据文献[13]中组合时间反转共振能量 (Combined Time Reversal Resonating Strength, CTRRS),将 D 条链路的 η_d 按一定权值 ω_d 进行加权组合,有:

$$\eta[\hat{H}, \hat{H}'] = \left[\frac{\sum_{d=1}^D \sqrt{\langle H_d, H_d \rangle \langle H'_d, H'_d \rangle \eta_d}}{\sqrt{\sum_{d=1}^D \langle H_d, H_d \rangle} \sqrt{\sum_{d=1}^D \langle H'_d, H'_d \rangle}} \right]^2 \quad (10)$$

链路加权值 ω_d 定义为:

$$\omega_d = \frac{\sqrt{\langle H_d, H_d \rangle \langle H'_d, H'_d \rangle}}{\sqrt{\sum_{d=1}^D \langle H_d, H_d \rangle} \sqrt{\sum_{d=1}^D \langle H'_d, H'_d \rangle}} \quad (11)$$

其中, ω_d 表示第 d 条链路的权重, ω_d 的大小与链路信号功率相关。

由于将 D 条链路加权组合,相当于增加了 20 MHz 下的 CFR 带宽指纹信息,CFR 带宽指纹信息的增加等效于实际带宽的增加,有效带宽定义为:

$$B_e = \frac{DKB}{Z} \quad (12)$$

其中, B 是数据传输所采用的实际物理带宽, z 为快速傅立叶变换点数, K 为 CSI 中有效子载波数。

2) 最大值搜索与位置估计

利用待测点 \hat{P} 处滤波处理过后得到的 CFR 指纹,分别与子指纹库 F' 中每个坐标处的 CFR 指纹计算 CTRRS 值 $\eta(\hat{H}_{P_i}, \hat{H}_P)$, 其值越大,两者越相似。

设定阈值 η_{\max} 来避免位置粗估计阶段异常点对对二阶段定位的影响,位置估计结果表示如式(13)所示。

$$P' = \begin{cases} \operatorname{argmax}_{i=1,2,\dots,N} \{ \eta(\hat{H}_{P_i}, \hat{H}_P) \}, & \max_{i=1,2,\dots,N} \{ \eta(\hat{H}_{P_i}, \hat{H}_P) \} \geq \eta_{\max} \\ 0, & \max_{i=1,2,\dots,N} \{ \eta(\hat{H}_{P_i}, \hat{H}_P) \} < \eta_{\max} \end{cases} \quad (13)$$

基于时间反转的位置精估计过程算法具体如下:

算法 基于时间反转的位置精估计过程

1. /* 初始化 */

2. 定位点处采集并且经过滤波处理过后的 CFR 向量 $H'_d[f_k]$ ($d=1,2,\dots,D$), 子指纹库 F' 中每个参考点的 CFR 向量 $[H_d[f_k]_1, H_d[f_k]_2, \dots, H_d[f_k]_{N_p}]$ 以及对应位置坐标 P_i , 搜索阈值 η_{\max}

3. for each $H_d[f_k]_i$ in $[H_d[f_k]_1, H_d[f_k]_2, \dots, H_d[f_k]_{N_p}]$

/* 每循环一个 $H_d[f_k]_i$ 计算得到一个 $\eta[\hat{H}, \hat{H}']$ */

4. for $d=1,2,\dots,D$ do /* 在这层循环中利用式(11)计算 ω_d */

5. for $q=1,2,\dots,Q$ do /* 在这层循环中利用式(9)计算 η_d */

6. $\eta_d \leftarrow$ 式(9)

7. end

8. $\omega_d \leftarrow$ 式(11)

9. end

10. $\eta[\hat{H}], \hat{H}' \leftarrow$ 式(10)

11. end

12. for $i=1,2,\dots,N_p$ do

13. $P' \leftarrow$ 式(13)

14. end

15. return P'

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

本文定位系统包括 5 个 AP 和一个笔记本电脑,如图 5 所示,周围 4 个 AP 采用型号为 TL-WDR5300 的路由器,中心位置 AP 采用装有 AR9580 无线网卡型号为 TL-WDR4310 的路由器。位置粗估计阶段所使用的 RSS 信号特征由 5 个 AP 共同提供。笔记本电脑装有 3 根天线的 AR9580 无线网卡与 64 位 Ubuntu LTS 14.01 系统,并置于装有万向轮的推车上。实验中 AP 和 MD 均采用 IEEE 802.11n 标准在 20 MHz 带宽下进行数据传输。实验环境选取计算机楼 5 楼 24 m × 16 m 的部分学习办公区域,总面积约 384 m²,平均划分成 600 个正方形,即 600 个参考点,每个正方形区域面积为 0.8 m × 0.8 m,相邻参考点之间的平均距离为 0.8 m,随机选取 300 个作为定位测试点,用于计算定位误差。每个 AP 均摆放在桌上,且天线水平高度为 1.2 m。

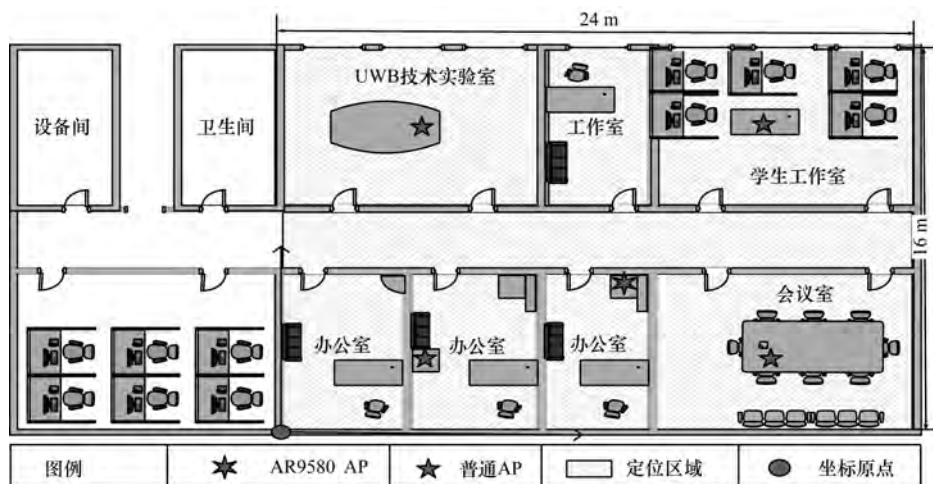


图 5 本文实验环境

在 AP 与笔记本连接之后,通过笔记本中 AR 9580 无线网卡接收到 CSI 原始数据,在 Matlab 2016b 中将得到的原始数据进行分析并降噪处理,然后执行定位算法进行定位。

在该定位实验中,装有 AR9580 无线网卡的 AP 通过 3 条天线发射信号,笔记本通过 2 个接收天线接收 CSI 数据,因此在本文定位实验中有 6 条链路提供位置特征信息。部分实验实际环境如图 6 所示。



(a)学生工作室



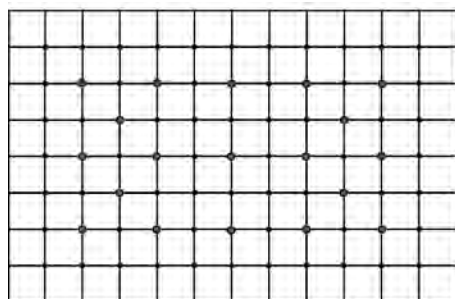
(b)会议室

图 6 本文部分实验实际环境

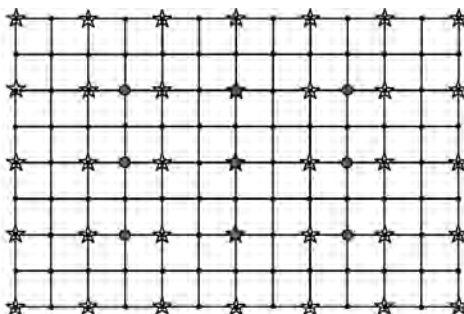
3.2 筛选距离对定位的影响

根据在线阶段子指纹库,当待测区(图 5 阴影部分)每个位置能收到足够数目($Z=5$)的 AP 信号时,本文验证了 RSS 参考点的个数选取与 MDS

算法定位误差的关系,将测试区分别平均分成 $2\text{ m} \times 2\text{ m}$ 的小区域,规则选取部分参考点作为每次实验的 RSS 参考点, RSS 参考点选取情况如图 7 所示。



(a)参考点选取1



(b)参考点选取2

图 7 RSS 参考点的选取

从图 7 可以看出,在测试区域内随机产生 400 个点作为待测点,利用 MDS 算法计算观察待测点的平

均定位误差随参考点个数变化的情况,结果如图 8 所示。

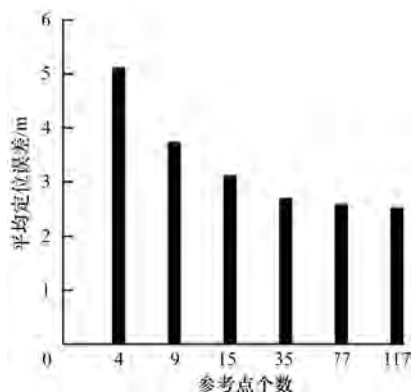


图 8 MDS 定位误差随参考点个数的变化情况

从图 8 可以看出,基于 MDS 的定位方法随参考点个数的增多,定位误差也随之下下降,但当参考点个数大于 35 时,定位误差下降不明显,而且随着参考点个数的增加,粗定位阶段定位时间也随着增加。基于实验结果与定位方法的实时性,在下文对比实验中离线阶段 RSS 参考点个数 M 设置为 35。

当参考点选取个数为 35 时,为研究筛选距离 R 对该定位方法的影响,分别对不同筛选距离在实际环境中进行实验,结果如图 9 所示。

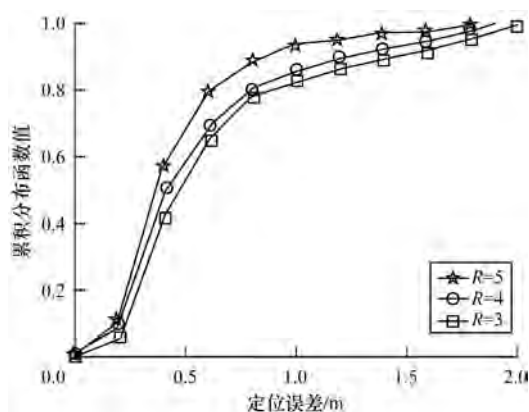


图 9 误差累计分布随筛选距离的变化情况

从图 9 可以看出,在本文实验环境(强 NLOS)下,当选择相同数量 RSS 参考点时,本文方法的定位精度随子指纹库筛选距离的增加而提高,这是由于在 RSS 参考点数量一定的情况下,粗估计阶段测得的待定位点的坐标与其真实坐标的距离差不一定小于平均定位误差。随着筛选距离的提高,在线阶段真实坐标进入子指纹库的可能性更大,提升了二阶段定位的精度,但是提高的并不明显,这是由于当 RSS 参考点数量固定时,MDS 算法在强的 NLOS 环境下位置粗估计可以达到一个比较好的精度,并且没有太多的异常点出现。因此,本文实验筛选半径 R 设置为 3 m。

3.3 采样数对算法的影响

在离线阶段,样本数量的采集对指纹库的构建起关键作用且直接影响精确定位阶段算法执行时间,由于在线阶段精确定位过程中需要设定阈值,并进行最大值搜索。本文设计对比实验分析采样数量对阈值和精确定位阶段所用时间的影响,结果如图 10 所示。其中,采样数量为离线阶段和在线阶段的采样数量。

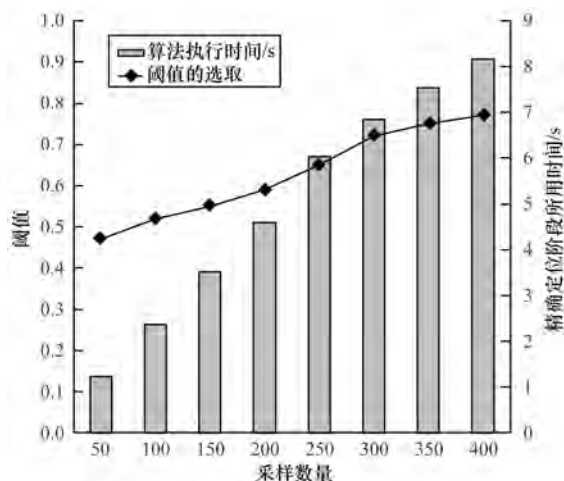


图 10 采样数量对算法的影响

从图 10 可以看出,随着样本数量的增多,阈值大小和位置估计部分所用时间都在增长,这是由于随着样本数量的增多,预处理过后的 CFR 数据维数也在增加,离线阶段与在线阶段测得的数据相似度也更加匹配,当采样数量范围在 300 ~ 400 时,阈值增长较缓慢。

3.4 强 NLOS 环境下定位方法的性能分析

本文采用均方根误差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 和误差累计分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 来评价性能,均方根误差定义为真正的位置和估计位置之间欧氏距离的均方根。假设 MD 估计位置的坐标 i 为 (\hat{x}_i, \hat{y}_i) ,而 MD 真实位置坐标为 (x_i, y_i) , N_s 为测试点总数, RMSE 可通过式 (14) 计算。

$$e = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N_s} ((\hat{x}_i - x_i)^2 + (\hat{y}_i - y_i)^2)}{N_s}} \quad (14)$$

为对比本文方法在强 NLOS 环境下的性能,在强 NLOS 实际环境下进行如下 4 种方法的实验:

- 1) 利用 CFR 带宽指纹与时间反转算法进行定位,称为“20 MHz CTR”方法。
- 2) 利用 CFR 扩展带宽指纹与时间反转算法进行定位,称为“105 MHz CTR”方法。
- 3) 将 RSS 和 CFR 作为指纹,通过一个 AR9580

路由器的 RSS 指纹维度和 kNN 算法实现位置粗定位,利用本文方法构建子指纹库,然后使用多天带带宽扩展后带宽为 105 MHz 的 CFR 指纹,通过时间反转算法实现精确定位后,该方法简称为“105 MHz CTR + kNN”。

4) 将本文方法简称为“105 MHz DCTR + MDS”方法。

为保证结果的可靠性,上述方法使用相同的数据集。图 11 给出以上 4 种方法在本文定位实验环境下的定位误差累积分布函数。

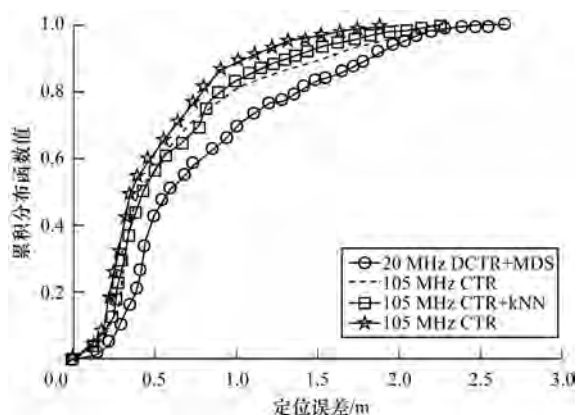


图 11 4 种方法的定位误差累积分布函数值对比

由图 11 可以看出,在相同定位环境下,传统 20 MHz CTR 方法定位使大约 70% 的点落在 1 m 以内, RMSE 约为 1.89 m。105 MHz CTR 方法定位使大约 83% 的点落在 1 m 以内, RMSE 约为 1.42 m,由此可以看出指纹信息量的增加会提高定位精度。105 MHz CTR + kNN 方法定位使得大约 81% 的点落在 1 m 以内, RMSE 约为 1.49 m。105 MHz DCTR + MDS 方法定位使得大约 89% 的点落在 1 m 内, RMSE 约为 1.14 m,相比 105 MHz CTR 方法在定位精度方面提升了 19.7%,原因是 MDS 算法可以保证较精准的粗定位,原始数据通过线性时域滤波的处理去掉部分噪声,减少动态范围,通过时间反转定位算法进行定位,对位置的区分度更为明显。

为分析上述所提方法在本文实验环境(强 NLOS)下的定位精度与运行时间,记录 3 种方法的 RMSE 与定位所用时间,如表 1 所示。

表 1 3 种方法定位精度与运行时间对比

指标	105 MHz CTR	105 MHz CTR + kNN	105 MHz DCTR + MDS
RMSE/m	1.42	1.49	1.14
时间/s	37.70	23.80	16.40

由表 1 可知,105MHz CTR + kNN 方法定位精度比传统时间反转定位算法略差,原因为待测点处

于强的 NLOS 环境中, RSS 信号特征维度低,利用 RSS 和 KNN 在粗定位阶段无法保证精准的粗估计。本文方法相比传统的时间反转算法在定位精度上提升了 19.7%,因为 MDS 算法可以保证较为精准的粗定位,加上线性时域滤波对 CSI 原始数据的处理,降低了原始数据的动态范围,减少了部分噪声和干扰,使特征指纹更为细粒,对位置的区分度更明显,避免了对全部指纹库的遍历计算组合共振能量,定位时间方面提升了 56.5%。相比 105 MHz CTR + kNN 定位方法,在时间和定位精度方面分别提升了 31.1% 和 23.5%,进一步显示了该室内定位方法的精度与实时性。

3 种方法各环节的运行时间如图 12 所示,其中,子指纹库构建与原始 CFR 数据预处理归类到预处理过程中。

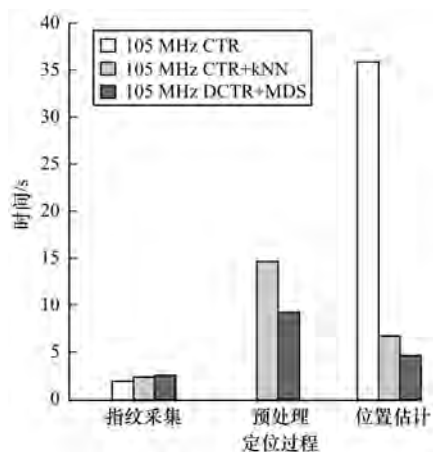


图 12 3 种方法定位消耗时间对比

从图 12 可以看出,在预处理阶段,105 MHz CTR + kNN 定位方法耗时约为 14.6 s,本文方法约为 9.2 s,虽然在预处理阶段滤波处理过程增加了一定处理时间,但 MDS 算法粗估计阶段相比传统 kNN 算法在时间和精度方面都有大幅度提升,减少了定位整体用时。在位置估计阶段,105 MHz CTR + kNN 定位方法用时 6.8 s,而本文方法用时 4.6 s,这是由于原始 CFR 数据经过滤波处理降低了动态范围,减少了维度。由于传统时间反转算法需要和全部参考点计算组合共振能量,因此比传统时间反转算法用时缩短了 87.2%。在整体用时方面,本文方法比传统时间反转算法提升了 56.5%,比 105 MHz CTR + kNN 方法提升 31.1%,从而保证了方法的实时性。

综上,本文方法相比 105 MHz CTR + kNN 方法在定位精度与实时性方面均得到部分提升,为进一

步分析本文所提方法的性能,在相同的环境下实现了3种现有的方法,包括Horus、FIFS、MDS。这些方法使用相同的测量数据,以保证结果的可靠性。图13为这4种方法的定位误差累计分布函数图。

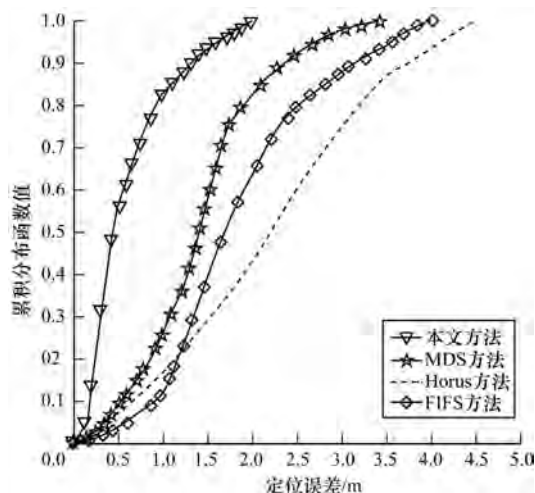


图13 4种方法的定位误差累计分布函数对比

从图13可以看出,在强NLOS环境下,使用MDS方法、FIFS方法、Horus方法定位分别可使约60%、39%、30%的点落在1.5m内,使用本文方法定位约90%的点落在1.5m内,实验结果表明,本文所提方法可以提升较大范围内非视距环境下的定位精度。

4 结束语

本文提出一种在强NLOS环境下基于MDS算法的时间反转二阶段室内定位方法。该方法在粗定位阶段采用MDS算法估计位置,通过线性时域滤波对原始CFR指纹进行预处理,降低了原始CFR指纹的动态范围,并利用时间反转算法进行位置精估计。在强NLOS环境下进行实验,结果表明,该方法定位精度优于传统时间反转方法。然而,本文方法仅针对单目标定位检测,因此,下一步将研究多目标定位检测,进一步提升定位精度。

参考文献

- [1] 吴泽泰,蔡仁钦,徐书燕,等.基于K近邻法的WiFi定位研究与改进[J].计算机工程,2017,43(3):289-293.
- [2] 胡可,廖兴宇,余敏,等.基于GPS与Wi-Fi位置指纹的室内外无缝定位研究[J].计算机工程,2016,42(2):98-103.
- [3] 徐小良,高健,黄河,等.基于RSS空间线性相关的WLAN位置指纹定位算法[J].电信科学,2017,33(3):14-21.
- [4] QIAN Kun, WU Chenshu, ZHOU Zimu, et al. Inferring motion direction using commodity Wi-Fi for interactive exergames [C]//Proceedings of CHI Conference on Human Factors in Computing Systems. New York, USA: ACM Press, 2017: 1961-1972.
- [5] YASSIN A, NASSER Y, AWAD M, et al. Recent advances in indoor localization: a survey on theoretical approaches and applications [J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2017, 19(2): 1327-1346.
- [6] 李华亮,钱志鸿,田洪亮.基于核函数特征提取的室内定位算法研究[J].通信学报,2017,38(1):158-167.
- [7] 张勇,黄杰,徐科宇.基于PCA-LSSVR算法的WLAN室内定位方法[J].仪器仪表学报,2015,36(2):408-414.
- [8] 王保云.物联网技术研究综述[J].电子测量与仪器学报,2009,23(12):1-7.
- [9] 任颖,李华伟,吕海燕.物联网技术与应用研究[J].电脑知识与技术,2014,10(14):3252-3253,3269.
- [10] WANG Xuyu, GAO Lingjun, MAO Shiwen, et al. CSI-based fingerprinting for indoor localization: a deep learning approach [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2017, 66(1): 763-776.
- [11] FANG S, CHANG W, YU T, et al. Channel state reconstruction using multilevel discrete wavelet transform for improved fingerprinting-based indoor localization [J]. IEEE Sensors Journal, 2016, 16(21): 7784-7791.
- [12] ZHAO Linsheng, WANG Hongpeng, LI Pengpeng, et al. An improved WiFi indoor localization method combining channel state information and received signal strength [C]//Proceedings of the 36th Chinese Control Conference. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2017: 8964-8969.
- [13] 李劲松,李云洲,季新生.基于时间反转的二阶段Wi-Fi室内定位方法[J].计算机应用研究,2018,35(10):3057-3061.
- [14] 华海亮,关维国,刘志建,等.基于优化贝叶斯的室内WiFi与蓝牙融合定位算法[J].计算机工程,2016,42(11):114-119.
- [15] LI Jinsong, LI Yunzhou, JI Xinsheng. A novel method of Wi-Fi indoor localization based on channel state information [C]//Proceedings of the 8th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2016: 1-5.
- [16] CHEN Yan, HAN Feng, YANG Yuhua, et al. Time-reversal wireless paradigm for green internet of things: an overview [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2014, 1(1): 81-98.
- [17] CHEN Chen, CHEN Yan, HAN Yi, et al. Achieving centimeter accuracy indoor localization on WiFi platforms: a frequency hopping approach [J]. IEEE Internet of Things Journal, 2017, 4(1): 122-134.
- [18] XIE Yaxiong, LI Zhenjiang, LI Mo. Precise power delay profiling with commodity WiFi [C]//Proceedings of the 21st Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. New York, USA: ACM Press, 2015: 53-64.