

跨异构设备的室内 Wi-Fi 指纹定位方法

金施嘉璐, 乐燕芬, 许远航

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

摘要: 基于 Wi-Fi 位置指纹的室内定位中, 采用异构设备在同一位置、同一时间采集的无线信号接收强度 (Received signal strength indicator, RSSI) 存在差异, 使得离线指纹库与不同用户在线采集的信号难以兼容而影响定位精度。针对该问题, 本文提出一种适应异构设备的定位算法。该方法首先通过接入点 (Access point, AP) 选择, 构建信号稳定的离线指纹数据库, 再使用普氏分析法 (Procrustes analysis, PA) 对指纹库标准化, 消除异构设备引入的信号差异。在线阶段采用余弦相似度 (Cosine similarity, CS) 算法得到目标的位置估计。在 2 种典型室内环境中利用 4 台手机测试了所提方法的定位性能, 并分析了影响定位性能的因素。实验结果表明, 所提方法在 2 种室内环境中的平均定位误差分别为 2.96 m 和 2.29 m, 相比较加权 K 近邻 (Weight K -nearest neighbor, WKNN) 算法定位精度分别提高了 21.3% 和 21.6%。

关键词: 室内定位; 接收信号强度指示; 余弦相似度; 异构设备

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Indoor Wi-Fi Fingerprint Location Method Across Heterogeneous Devices

JIN Shijialuo, LE Yanfen, XU Yuanhang

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

Abstract: In the indoor location based on Wi-Fi location fingerprint, the received signal strength indicators (RSSI) collected by heterogeneous devices at the same location and time are different, which makes the offline fingerprint database incompatible with the online signals collected by different users, thus affecting the location accuracy. To solve this problem, this paper proposes a localization algorithm suitable to heterogeneous devices. In this method, the offline fingerprint database with stable signals is constructed through the selection of access point (AP), and then the fingerprint database is standardized by procrustes analysis (PA) to eliminate the signal difference introduced by heterogeneous devices. In the online stage, the cosine similarity (CS) algorithm is used to obtain the position estimation of the target. The positioning performance of the proposed method is tested with four mobile phones in two typical indoor environments, and the factors affecting the positioning performance are analyzed. The experimental results show that the average positioning errors of the proposed method in the two indoor environments are 2.96 m and 2.29 m, which is 21.3% and 21.6% higher than those of the Weight K -nearest neighbor (WKNN) algorithm, respectively.

Key words: indoor Wi-Fi positioning; procrustes analysis; receiving signal strength indicator; cosine similarity; heterogeneous devices

引言

蓬勃发展的移动通信技术、感知计算技术和无线网络技术为实现物理世界与信息空间融合奠定了坚实的基础,同时随着人工智能和物联网技术的不断推广,基于位置的服务(Location based service, LBS)^[1]已经成为人们工作生活的重要环节。在室外环境中,GPS导航系统可以提供定位精度高、响应速度快的室外定位导航服务。而在室内环境中,由于GPS信号在非视距条件下会发生严重衰落现象,使得现有GPS定位技术难以满足用户的位置服务需求,因此室内定位技术应运而生。

室内定位算法主要分为两类,(1)基于测距的定位算法(Range-based),主要有到达时间法(Time-of-arrival, TOA)^[2]、到达时间差法(Time difference of arrival, TDOA)^[3]、到达角度法(Angle-of-arrival, AOA)^[4]等。(2)基于接受信号接收强度(Received signal strength indicator, RSSI)值匹配的指纹定位算法^[5-7],最经典的算法包括 K 近邻算法(K -nearest neighbor, KNN)^[8]、加权 K 近邻算法(Weight K -nearest neighbor, WKNN)^[9]。这类算法包括离线和在线两个阶段,离线阶段在定位区域设置一定数量的位置参考点(Reference points, RP),并采集参考点的RSSI信号特征,建立反映区域信号空间分布特征的位置指纹库;在线阶段基于目标实时采集的RSSI信号,从指纹库中选取 K 个与其欧氏距离最小的参考点,根据该 K 个参考点对应坐标的均值或加权平均值作为目标的估计位置,实现定位。这类基于欧几里得距离的算法适用性高、计算复杂度小且算法精度较高,但在离线指纹数据和在线RSSI信号使用异构设备采集时,由于不同设备的天线设计、硬件设计、驱动程序和环境等都会影响RSSI值^[10],导致在线阶段采集的RSSI信号与所建立的位置指纹库不能有效匹配,利用此类算法会导致较大的定位误差,因此如何在使用异构设备采集数据的情况下得到理想的定位精度成为了当前的研究热点之一。

目前解决设备异构性问题的方法主要分为校准法和免校准法两类。校准法的原理是在离线阶段构建不同设备采集的RSSI之间的关系模型,在线阶段通过关系模型对目标设备采集的RSSI进行转换。Tao等^[11]利用获取的在线设备和参考设备接收的RSSI值的线性关系设计映射函数,将RSSI值从在线设备转换为参考设备,来消除异构设备引入的定位误差。但是这种映射函数只表示特定的参考设备和在线设备的对应关系,不具有普遍性,不适用于大规模应用。文献^[12]使用支持向量回归(Support vector regression, SVR)训练参考设备与在线设备之间的非线性关系模型,有效消除特定设备之间的异构性问题。通常校准法适用于固定参考设备和用户终端设备的情况,因此难以满足大规模异构设备的实时应用。免校准方法的原理主要是将参考设备和用户终端设备采集的RSSI进行统一处理形成规范性指纹。Mahtab等^[13]提出信号强度差(Signal strength difference, SSD)算法,使用不同Wi-Fi无线接入点(Access point, AP)采集的RSSI差值作为新特征来消除信号传播模型中与硬件参数如天线增益有关的量,从而提高定位精度。但是文章假设定位区域内所有的AP都有相同的硬件属性,使得该方法具有一定的局限性。刘勋^[14]提出基于多维信息融合的位置指纹室内定位算法,通过信号强度差结合双曲线位置指纹(Hyperbolic location fingerprint, HLF)克服指纹的异构性,利用指纹之间的互补性构建复合指纹库。梁溪^[15]提出了基于SVR的RSSI拟合方法以补偿终端的RSSI。Wei等^[16]采用RSSI比例法,计算一个接入点测量和每个其他接入点信号的比例;期望最大化(Expectation maximization, EM)^[17]被用于联合定位和信号校准,系统测量两个设备的信号之间的偏移,然后通过迭代最小化指纹之间的欧几里得距离的偏移来学习信号差异。

本文在对实际环境中多种异构设备采集的RSSI信号特性进行分析的基础上提出一种免校准的信号处理流程与定位算法,能够有效降低异构设备性问题。首先考虑到实际楼宇内存在大量AP可能引入信息冗余并增大定位算法复杂度的问题,提出了一种基于标准偏差(Standard deviation, SD)的AP选

择法,提取实验环境中相对稳定的 AP 信号构建定位指纹库,其次利用普氏分析法(Procrustes analysis, PA)来消除异构设备带来的 RSSI 信号偏差,最后采用基于余弦相似度(Cosine similarity, CS)的 WKNN 算法进行定位。为验证所提算法的定位性能,在典型室内办公环境下采集、构建了异构指纹库并进行了定位实验。

1 信号特征分析

采用不同设备在同一位置、同一时刻采集 RSSI 信号时通常也存在较大的差异。这种设备的异构性对所采集信号的影响主要是由于设备软硬件的差异引起的^[18]。本文利用近几年发布的移动智能终端对设备异构带来的 RSSI 信号的差异进行研究。表 1 列出了实验所用的 4 种异构设备包括 iPhone 7p、iPhone XS Max、华为 Mate30 和 Mate30pro 的软硬件等信息。

表 1 RSSI 信号采集设备
Table 1 Information of RSSI signal collection devices

设备型号	Wi-Fi 模块	操作系统	SoC 芯片
iPhone 7p	高通 MDM9645M	IOS14.1	A10
iPhone XS Max	Intel XMM7560	IOS14.5.1	A12
Mate30	巴龙 5000	Android 10	麒麟 990
Mate30pro	巴龙 5000	Android 10	麒麟 990 5G

由表 1 可知,4 种异构设备的软硬件都存在一定的差异。本文首先利用 4 种异构设备在相同位置、同一时间采集不同 AP 的 RSSI 信号来研究异构设备的 RSSI 信号特征。RSSI 信号由本文自主开发的微信小程序进行采集。图 1 给出了在某一个位置采集的不同 AP 的 RSSI 信号值。值得注意的是,小程序提供的 API 接口对于 IOS 系统和安卓系统操作原理不同,IOS 系统采集到的 Wi-Fi 信号 RSSI 的返回值取值范围为 0~1,而安卓系统的取值范围为 0~100。

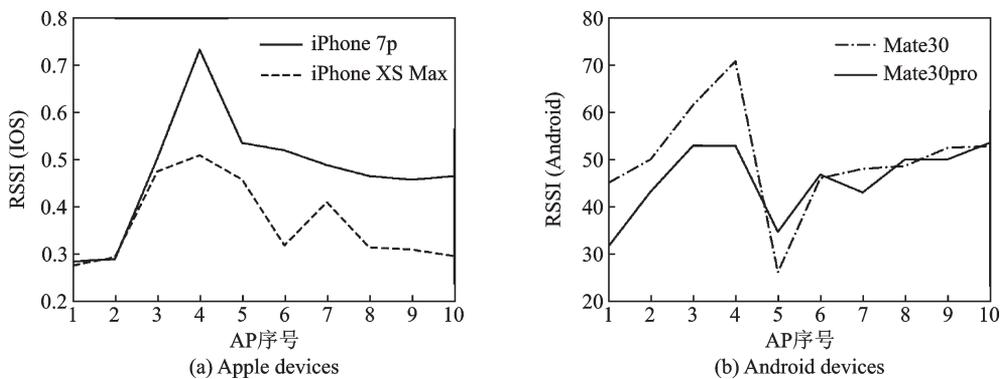


图 1 4 种设备采集的 RSSI 信号

Fig.1 RSSI signals collected by four devices

从图 1(a)中可观察到,iPhone 7p 设备采集的 RSSI 值整体高于 iPhone XS Max 设备,由图 1(b)可知即使设备型号相近,设备采集的 RSSI 值仍有较大不同,这意味着即使采集信号的位置和时刻相同,不同手机采集的 RSSI 值波动范围也很大,这必然引起位置信息的模糊,从而影响定位性能。因此,如何消除设备异构性引入的误差成为了一个不可忽视的问题。

2 算法框架和设计

本文所提算法的框架如图2所示,命名为基于标准差和普氏分析法的余弦相似度算法(Cosinesimilarity algorithm based on standard deviation and proctoranalysis),本文使用SD-PA-CS表示。

定位算法分为离线与在线2个阶段。离线阶段,在每个参考点采集所有能接收到的Wi-Fi的RSSI信号,结合对应的位置坐标构成原始指纹数据库。接着采用归一化算法消除采集软件带来的量纲影响,保证了数据的可比较性;然后利用SD算法进行AP选择,提取监测区域内稳定的AP信号以减少数据维度来降低定位阶段计算复杂度;最后进行PA标准化处理消除指纹数据对异构设备的敏感性。在线阶段,根据离线阶段AP选择后的AP序列对在线RSSI信号进行AP同一性处理,经PA算法标准化后利用CS算法确定目标位置。

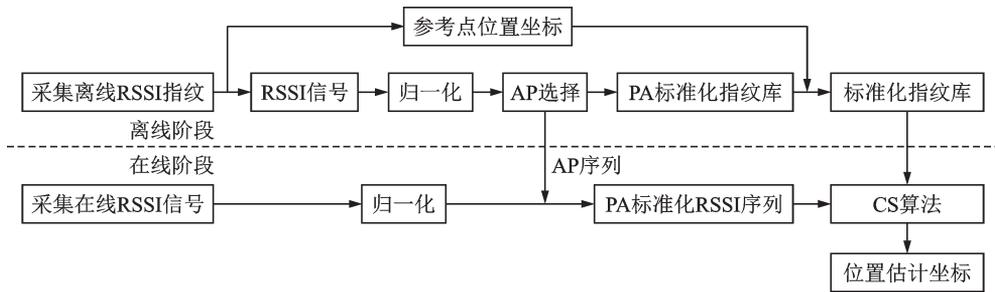


图2 SD-PA-CS定位算法流程图

Fig.2 Flow chart of SD-PA-CS location algorithm

2.1 离线阶段指纹库处理

离线阶段在定位区域设置 R 个参考点,使用4个异构设备在每个参考点同时采集楼宇内所有能接收到的Wi-Fi信号,分别构成4个原始指纹库。设共有 M 个AP点, D 表示其中任一设备构建的原始指纹库,如式(1)所示。

$$D = \begin{pmatrix} 0 & 0 & AP_1 & AP_2 & \cdots & AP_M \\ x_1 & y_1 & RSSI_{1,1} & RSSI_{1,2} & \cdots & RSSI_{1,M} \\ x_2 & y_2 & RSSI_{2,1} & RSSI_{2,2} & \cdots & RSSI_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_R & y_R & RSSI_{R,1} & RSSI_{R,2} & \cdots & RSSI_{R,M} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式中

$$RSSI_{i,j} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S RSSI_{i,j,s} \quad (2)$$

式中 $x_i, y_i, i=1, 2, \dots, R$ 是第 i 个参考点的位置坐标; $RSSI_{i,j}, i=1, 2, \dots, R; j=1, 2, \dots, M$,表示该设备在第 i 个参考点接收到第 j 个AP的 S 个RSSI信号采样值的平均值。

2.1.1 基于SD的AP选择算法

通常,在覆盖有Wi-Fi网络的楼宇内有大量的可检测AP点,实验中也发现在一个楼层内能检测到超过200个AP。在复杂的室内环境下,较多的AP能提供更丰富的指纹信息,但数量过多尤其是信号不稳定的AP,不仅会引入无效和冗余信息,也会增加定位算法的计算复杂度^[19]。

考虑到室内环境中人员活动会引起RSSI采样值的变化。基于SD的AP选择算法采用RSSI的标

准差反映接收到的 RSSI 的变化情况,SD 值越小,从 AP 点接收到的 RSSI 信号更稳定,对应的 AP 更适合进行模式匹配^[20]。具体过程如下:计算离线阶段每个 AP 在各参考点所采集的 RSSI 信号的标准差 SD,根据 SD 值对所有 AP 点进行降序排列,选取前 N 个 AP 点用于构建指纹库。SD 计算表示为

$$SD_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{S-1} \sum_{s=1}^S (RSSI_{i,j,s} - RSSI_{i,j})^2} \quad (3)$$

式中: $RSSI_{i,j,s}, i = 1, 2, \dots, R; j = 1, 2, \dots, M$ 为在第 i 个 RP 点接收到的来自第 j 个 AP 的第 s 个采样值,共有 S 个采样值; $SD_{i,j}$ 表示相应的第 j 个 AP 在第 i 个 RP 的 SD 值; $RSSI_{i,j}$ 表示设备在第 i 个参考点接收到第 j 个 AP 的所有 RSSI 信号采样值的平均值,如式(2)所示。

对每个 AP 点取其最小的 SD 值为

$$SD_j = \min_{i \in (1,R)} \{SD_{i,j}\} \quad (4)$$

式中: $SD_j, j = 1, 2, \dots, M$ 为第 j 个 AP 点在所有参考点的 RSSI 信号的 SD 最小值。将 SD_j 从小到大排列,选取前 N 个 SD 值对应的 AP 点组成 AP 集为 $\{AP_1, AP_2, \dots, AP_N\}$,并从原始指纹库提取相应的指纹。

2.1.2 Min-max 归一化

由于微信小程序中所提供的 API 接口对于 IOS 系统和安卓系统操作原理不同,使得不同系统采集到 Wi-Fi 信号 RSSI 的返回值不同,因此本文采用 Min-max 归一化确保数据在同一数量级下进行比较。给定设备接收到的 RSSI 信号经 AP 选择后为 $f_i = (RSSI_{i,1}, RSSI_{i,2}, \dots, RSSI_{i,N}), i = 1, 2, \dots, R$,计算公式为

$$P_i = \frac{f_i - \min(f_i)}{\max(f_i) - \min(f_i)} \quad (5)$$

式中: $\min(f_i), \max(f_i)$ 分别为第 i 个指纹中最小和最大的 RSSI 值, $P_i = (p_{i,1}, p_{i,2}, \dots, p_{i,N}), i = 1, 2, \dots, R$ 为归一化后的第 i 个 RSSI 值。图 3 给出了两种设备采集的 RSSI 信号归一化前后的分布。

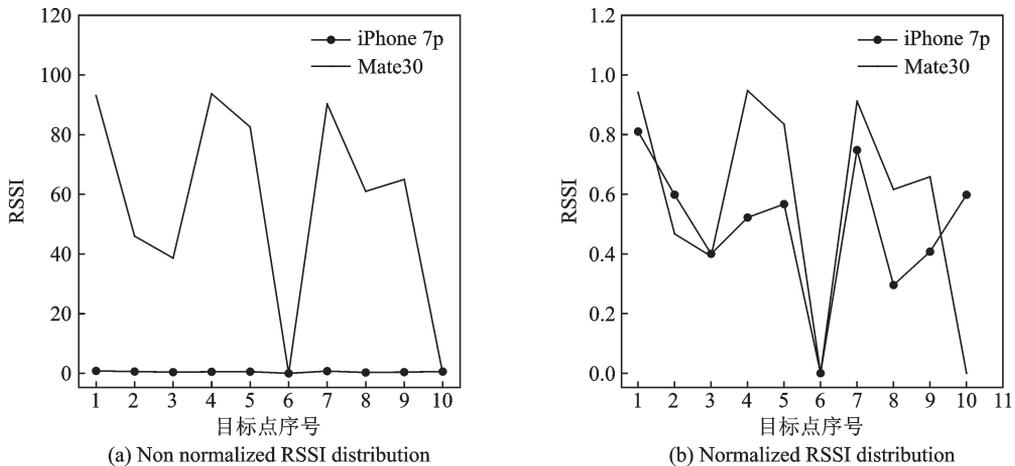


图3 归一化前后 RSSI 分布图

Fig.3 RSSI distribution before and after normalization

2.1.3 PA 标准化

从图 1 中可观察到由于采集设备软硬件的不同,即使在实际环境中同一时间、同一位置采集的 RSSI 信号也会呈现不同的分布。因此本文使用 PA^[21]对指纹数据进行标准化操作,以消除异构设备对信

号采样值的影响。PA法是一种在形状统计分析领域用来进行图形比较来寻找标准形状的方法。该算法通过不断迭代,寻找对给定对象最优的平移,缩放和旋转,以便得到标准形状,继而寻找每个对象形状到这个标准形状的仿射变化方式。使用普氏分析法处理指纹库,可以将RSSI分布处理为标准正态分布,使异构设备采集的RSSI信号有相同分布,更接近一个标准信号。由于RSSI信号为一维对象,只需要对其进行平移和均匀缩放操作,就能得到接近标准的信号。

对归一化后的每个RSSI信号 P_i 作平移处理

$$P'_i = [p_{i,1} - p_i, p_{i,2} - p_i, \dots, p_{i,N} - p_i] \quad (6)$$

式中

$$p_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N p_{i,j} \quad (7)$$

再将 P'_i 均匀缩放操作

$$\hat{P}_i = P'_i / \hat{\sigma}_i \quad (8)$$

式中

$$\hat{\sigma}_i = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (p_{i,j} - p_i)^2} \quad (9)$$

式中: \hat{P}_i 为设备在第 i 个参考点上的标准化RSSI信号。对离线指纹库每一参考点的RSSI信号强度进行上述处理,得到标准化数据库 $F = (\hat{P}_1, \hat{P}_2, \dots, \hat{P}_R)$, $\hat{P}_i = (\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_N)$,其中 \hat{p}_j , $j = 1, 2, \dots, N$ 为第 j 个AP经过上述处理后的RSSI值。同样的,在线目标采集的RSSI信号也需要标准化处理。图4给出了4种不同设备在随机选择的10个位置点同时采集的RSSI值PA标准化前后的结果。

从图4中可知基于PA的数据标准化算法可以使异构设备的RSSI分布近似趋于同一标准,这能有效消除异构设备带来的影响,提高定位精度。

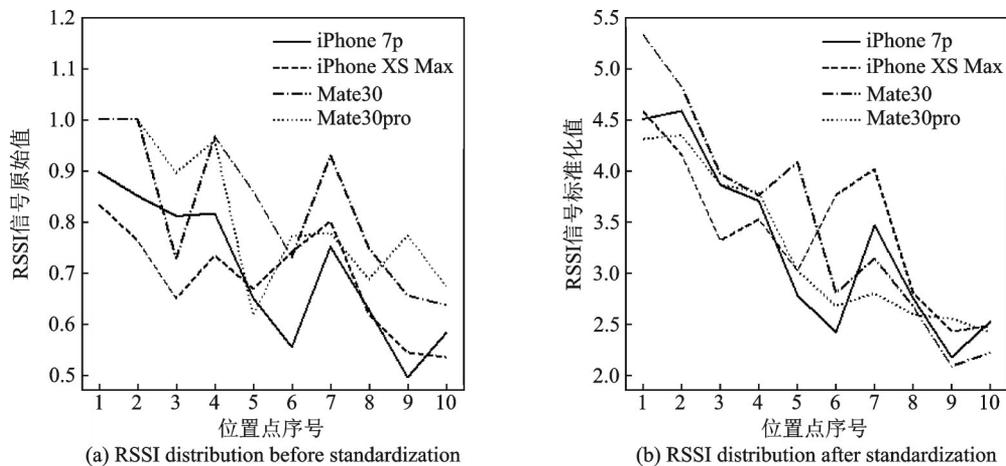


图4 4种设备的测试点序号与标准化RSSI值曲线

Fig.4 Test point serial number and standardized RSSI value curves of four kinds of equipments

2.2 在线定位阶段

在线定位阶段首先将目标点采集的RSSI信号经AP筛选后做归一化与标准化处理,再使用CS算法对目标点进行位置估计。

WKNN算法通常采用欧式距离来衡量两个 RSSI 向量间的差异度,距离越小表示两个向量越相似,即 RSSI 向量对应的两个位置在空间上邻近。而实际室内环境中每个 AP 信号的覆盖区域是很有限的。图 5 给出了从指纹库中随机抽取的 2 个 AP 在各 RP 点的分布情况。从图 5 中可看出两个 AP 的覆盖范围不同,圆形所代表的 AP₁ 主要覆盖区域为 Y 轴 0~8 m, X 轴 20~60 m,而箭头所代表的 AP₂ 则为 Y 轴 4~12 m, X 轴 0~60 m,重合区域主要在中间部分,即定位区域中的大厅。

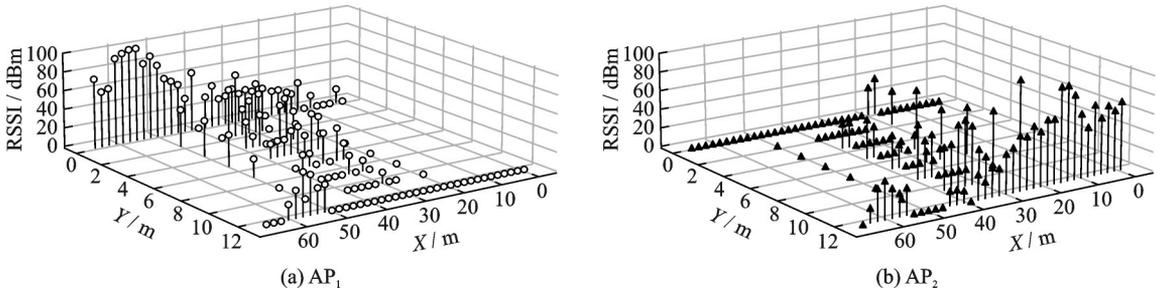


图 5 RSSI 分布情况
Fig.5 RSSI distribution

因此目标测试点实际采集的 RSSI 信号中能接收到的 AP 与指纹库中各 RP 能接收的 AP 并不一致。大部分情况下两者只有部分交集。为了减小未接收的 AP (本采集系统中设为 0 dBm) 对两个 RSSI 向量相似度的影响,采用了余弦相似度来选取与目标在线 RSSI 距离最小的若干指纹。

计算公式为

$$\cos \theta = \frac{\hat{P}_R \cdot \hat{P}_T}{\|\hat{P}_R\| \cdot \|\hat{P}_T\|} = \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{p}_{R_i} \cdot \hat{p}_{T_i})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{p}_{R_i})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{p}_{T_i})^2}} \quad (10)$$

式中 \hat{P}_R 和 \hat{P}_T 分别为参考点和目标点经上文所提方法处理后的 RSSI 信号: $\hat{P}_R = (\hat{p}_{R_1}, \hat{p}_{R_2}, \dots, \hat{p}_{R_N})$; $\hat{P}_T = (\hat{p}_{T_1}, \hat{p}_{T_2}, \dots, \hat{p}_{T_N})$ 。图 6 给出了随机选取的两个目标测试点基于欧式距离和余弦相似度选取的 7 个最近邻参考点比较图。从图 6 中可以看出,两种算法提取的最近邻 RP 点有重叠部分即图 6 中类似水滴状的图案。但对于这两个测试点,基于欧式距离选取的最近邻点中都有一个参考点严重偏离真实坐标,从而影响最终定位性能。因此本定位算法基于余弦相似度完成最近邻参考点的选取。

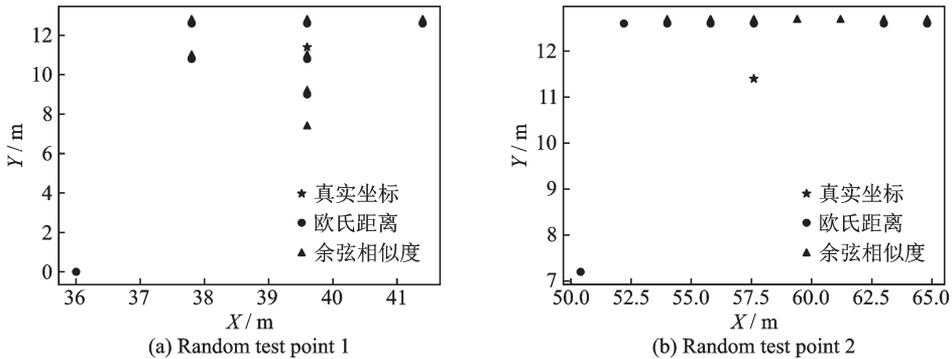


图 6 基于欧式距离和余弦相似度的最近邻比较

Fig.6 Nearest neighbor comparison based on Euclidean distance and CS

得到 RSSI 信号后,对所有参考点对应的余弦相似度进行降序排列,选取前 L 个参考点,将选取的 L 个参考点对应的位置坐标作均值处理,估算出目标点在待测区域的位置坐标,即

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (x_i, y_i) \quad (11)$$

式中: (\hat{x}, \hat{y}) 为定位区域内目标点的位置坐标, (x_i, y_i) 为相似程度最大的前 L 个参考点对应的坐标。 L 的取值影响着定位系统的精度。

3 实验场景的建立与算法性能分析

3.1 实验场景

为了研究本文所提算法在真实环境中的定位性能,选择了具有典型室内环境布局的两处实验地点,分别为上海理工大学光电大楼的8楼实验层和9楼办公层,记为区域A和区域B。区域A和区域B分别如图7(a)和7(b)所示。

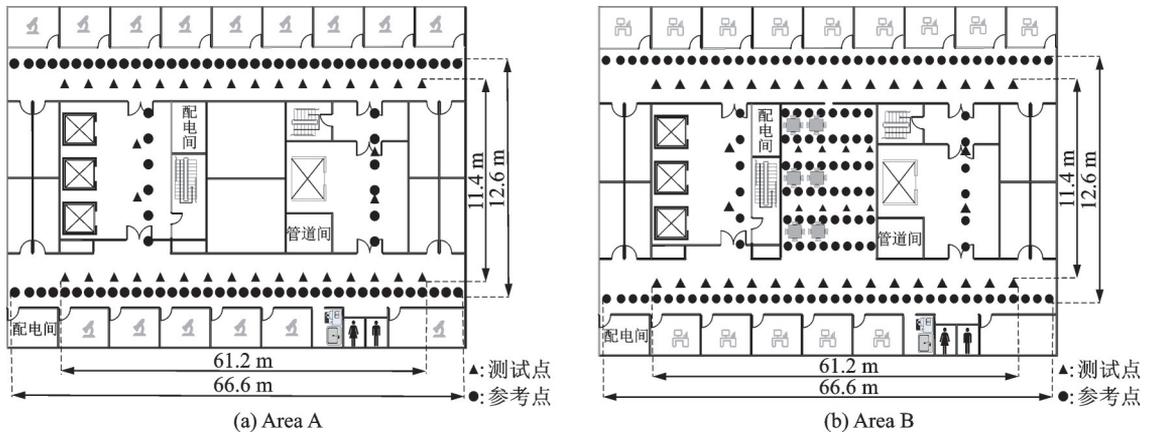


图7 实验定位区域

Fig.7 Experimental positioning area

定位区域A选取8楼的所有走廊,该区域人员众多,走动频繁,且存在较强环境因素干扰,如墙壁、不稳定信号源等,使其能代表人员密集型的室内环境,如超市、医院等。定位区域B选取9楼办公层的所有走廊及中间休息大厅,该区域人员数量适中、存在少量的人员走动,且包含有一块环境因素干扰较小的区域,使其能代表人员相对稀疏的室内环境,如办公楼、体育馆等。实验定位区域面积都为 $66.6 \text{ m} \times 12.6 \text{ m}$ 。离线阶段,区域A与区域B中每隔 1.8 m 部署一个参考点,分别设置了88个和136个参考点。

本文利用4种异构设备采集楼宇内所有路由器发送的Wi-Fi信号。由于API接口对于IOS系统和安卓系统操作原理不同,在实验后续操作阶段,将无法接收到的Wi-Fi信号RSSI值设为0。在线阶段,在区域A和区域B中每隔 3.6 m 均匀部署36个和44个目标点,采集的RSSI信号均值化后用于在线定位。

3.2 算法性能分析

3.2.1 总体性能分析

首先,本文研究在区域A和区域B中采用相同或不同设备进行实验时各算法的性能。同构设备中,

离线指纹库和在线指纹均采用 iPhone 7p 采集;异构设备中,离线阶段使用 iPhone 7p 采集的指纹库,在线阶段使用 Mate30 采集的在线指纹,其他设备组合将在下文讨论。不同算法的性能结果如表 2 所示。

表 2 不同算法的性能比较
Table 2 Performance comparison of different algorithms

离线阶段与在线阶段:iPhone 7p				
区域	算法	平均误差/m	方差/m ²	最大误差/m
A	WKNN	2.75	6.53	14.68
	SD-WKNN	2.82	6.20	14.09
	SSD-WKNN	2.80	4.36	9.04
	PA-SD-CS	2.34	3.25	10.73
B	WKNN	2.03	2.03	6.20
	SD-WKNN	2.01	2.00	8.41
	SSD-WKNN	2.11	2.11	5.92
	PA-SD-CS	1.89	1.39	5.43
离线阶段:iPhone 7p,在线阶段:Mate30				
区域	算法	平均误差/m	方差/m ²	最大误差/m
A	WKNN	3.76	7.28	11.42
	SD-WKNN	3.17	4.90	10.31
	SSD-WKNN	3.93	3.93	9.61
	PA-SD-CS	2.96	3.75	7.29
B	WKNN	2.92	3.33	8.21
	SD-WKNN	2.90	6.09	15.58
	SSD-WKNN	3.50	5.05	9.50
	PA-SD-CS	2.29	1.71	5.18

表 2 中 PA-SD-CS 为本文所提的定位算法,SD-WKNN 为采用 SD 算法的 WKNN 定位算法,SSD-WKNN 为 RSSI 信号强度差的 WKNN 定位算法。在定位区域 A 中,WKNN 及相关算法中 K 取 3,CS 算法中的 L 取 3,且因为环境因素干扰较强,AP 选择个数 N 设为 80(共可采集到 100~150 个 AP 点);在区域 B 中, K 取 7, L 取 7, N 设为 90(共可采集到 150~200 个 AP 点)。

由表 2 可以看出,在同一定位区域,不管采用何种定位方法,与同构设备相比较,采用异构设备时定位精度均有不同程度的下降。但本文所提算法在区域 A 和区域 B 中的定位精度均最高,同构设备下分别是 2.34 m 和 1.89 m,而 WKNN 是 2.75 m 和 2.03 m,提高了 14.9% 和 6.9%;异构设备下分别为 2.96 m 和 2.29 m,而 WKNN 是 3.76 m 和 2.92 m,提高了 21.3% 和 21.6%。并且区域 A 中方差均小于 4,区域 B 中均小于 2,相较于其他算法,本算法方差最小,稳定性最高。以上说明本文的定位算法可以有效提高定位的精度和鲁棒性,适用于多种室内环境。

3.2.2 AP 选择个数对定位性能的影响

通常情况下,楼宇内部署有大量发射 Wi-Fi 信号的路由器,必定存在对定位性能提高帮助不大甚至降低定位性能的 AP 点。因此本文在区域 A 和区域 B 中研究 AP 选择个数对定位性能的影响,各参数保持不变,实验结果如图 8 所示。图 8 为区域 A 中平均定位误差随 AP 数量变化分布图,离线阶段使用 iPhone 7p 采集,在线阶段使用 Mate30 采集。可以看出,算法的平均定位误差随着 AP 数量的增大总体趋势逐渐减少,在 AP 数量为 90 个时,PA-SD-CS、SSD-WKNN、SD-WKNN 及 WKNN 的定位精度分别

为 2.66 m, 3.5 m, 3.47 m 和 4.57 m。在区域 B 中也可观察到类似的结果, 由此可知, 本文所提的算法可以应用于 AP 点数量众多的场合且具有较高的定位精度。

3.2.3 离线阶段指纹库的稀疏性对定位性能的影响

离线指纹库中参考点的分布密度决定了离线阶段的人力成本, 同时指纹库的稀疏性也会影响到定位的精度, 因此实验也研究了离线指纹库网格大小对定位精度的影响, 并使用平均定位误差为参考标准, 如表 3 所示。从表 3 可以看出, 随着指纹库网格的增大, 各算法的平均定位误差也随之增大, 并且在相同网格大小下, PA-SD-CS 的定位精度最高。同样的, 在达到相同的精度的情况下, PA-SD-CS 所需的网格密度更大。如区域 B 中, 达到 3 m 左右的定位精度, PA-SD-CS 只需 $5.4 \text{ m} \times 1.8 \text{ m}$ 的网格大小, 而 WKNN、SD-WKNN 都需要更密的 $3.6 \text{ m} \times 1.8 \text{ m}$ 网格。由此可见, 本文所提算法可应用于稀疏指纹库的定位, 且保持了较好的定位精度。

表 3 网格大小对定位精度的影响(离线阶段:iPhone 7p, 在线阶段: Mate30)

Table 3 Influence of grid size on positioning accuracy (off-line: iPhone 7p, on-line: Mate30)

区域	算法	网格大小/(m×m)			
		1.8×1.8	3.6×1.8	3.6×3.6	5.4×1.8
A	WKNN	3.76	3.89	4.00	3.88
	SD-WKNN	3.17	3.37	3.58	3.87
	SSD-WKNN	3.93	4.36	4.35	4.75
	PA-SD-CS	2.96	3.25	3.49	3.67
B	WKNN	2.92	2.99	3.64	3.69
	SD-WKNN	2.90	3.04	3.32	3.61
	SSD-WKNN	3.50	3.75	3.79	4.07
	PA-SD-CS	2.29	2.59	2.67	3.03

3.2.4 CS算法选取最近邻个数对定位性能的影响

CS算法将 L 个选取出的参考点对应坐标的均值作为目标点位置坐标, 则选取个数 L 会影响定位性能。如图 9 所示, 在区域 A 与区域 B 中, 定位误差随最近邻选取个数 L 的变化而改变。在区域 A 中, L 的选择区间为 3~4 时算法的定位性能相对更好, 这可能与区域 A 包含有狭长走廊的实验环境有关; 而在区域 B 包含有走廊和大厅的实验环境中, L 的选择区间可为 4~7 能保证良好的定位效果。

3.2.5 不同异构设备组合对定位性能的影响

上述实验中的离线参考指纹库和在线指纹使用 iPhone 7p 和 Mate30 设备组合采集, 但是不同异构设备组合采集的 RSSI 信号具有差异性, 会在一定程度上影响定位性能, 因此

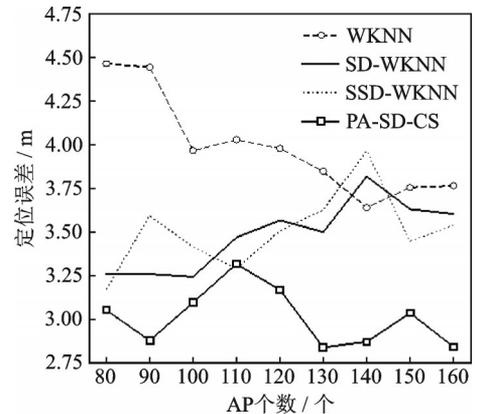


图 8 平均定位误差随 AP 数量变化分布
Fig.8 Distribution of average positioning error with the number of AP

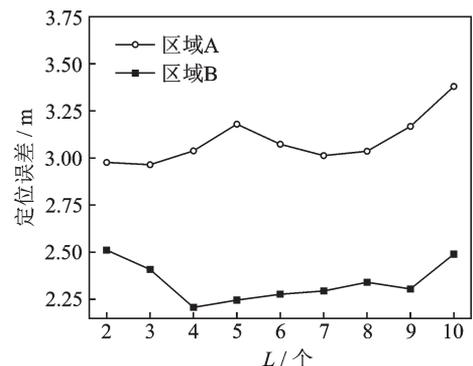


图 9 最近邻个数对定位性能的影响
Fig.9 Influence of the number of elements on positioning performance

本文研究不同异构设备组合对定位性能的影响。图 10 给出了各算法在不同异构设备组合下的误差累计分布函数(Cumulative distribution function, CDF),图 10(a)为离线指纹库与在线信号分别由 iPhone XS Max 和 Mate30pro 设备组合(记为组合 1)采集,图 10(b)则使用 Mate30pro 和 iPhone 7p 设备组合(记为组合 2)采集。

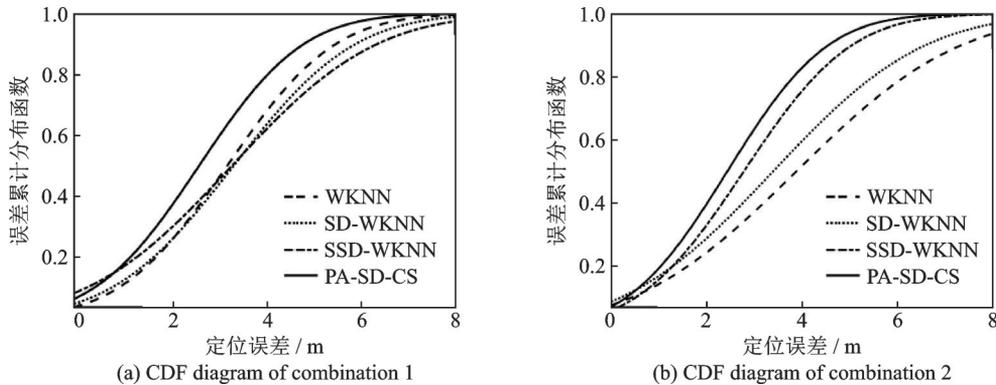


图 10 不同异构设备组合对定位性能的影响

Fig.10 Influence of different heterogeneous device combinations on positioning performance

图 10(a,b)中,PA-SD-CS 算法在累积分布为 50% 时,定位误差分别为 2.16 m 和 1.92 m, WKNN 则分别为 2.77 m 和 2.39 m, 分别提高了 22% 和 19.7%。由此可知,在不同异构设备组合下,相较于其他算法,本文算法都具有较高的定位精度,较为有效地解决了异构设备引入的误差,具有一定的普遍适用性。

4 结束语

本文针对离线阶段和在线阶段使用异构设备采集 RSSI 数据时引入的固有误差的问题,提出了一种基于余弦相似度的数据处理算法。该方法在离线阶段采用普氏分析法将异构设备采集的数据标准化,形成标准化离线指纹库。定位阶段使用 CS 算法,选取余弦相似度最大的前 L 个参考点,将其对应的坐标均值作为目标点的位置坐标实现定位。本文研究两个典型室内环境下,AP 数量、离线指纹库稀疏度等因素对算法性能的影响。实验结果表明,本文所提的算法在降低计算复杂度的同时能保持较高的定位精度,算法具有一定的鲁棒性。后续工作可以集中在进一步提高算法的定位精度。

参考文献:

- [1] 唐恒亮, 米源, 刘涛, 等. 基于空间位置约束的稀疏指纹室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(6): 79-85.
TANG Hengliang, MI Yuan, LIU Tao, et al. Sparse fingerprint indoor localization based on spatial position constraint[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(6): 79-85.
- [2] 卢志刚, 李有明, 贾向红, 等. 非视距环境下基于 RSS-TOA 的定位算法[J]. 电信科学, 2019, 35(9): 107-113.
LU Zhigang, LI Youming, JIA Xianghong, et al. RSS-TOA based localization algorithm in non-line-of-sight environment[J]. Telecommunications Science, 2019, 35(9): 107-113.
- [3] 齐恒, 彭林宁, 姜禹, 等. 基于临近听域超声波 TDOA 室内定位的实现[J]. 数据采集与处理, 2018, 33(6): 154-160.
QI Heng, PENG Linning, JIANG Yu, et al. Realization of TDOA-based indoor positioning using nearing audible area ultrasound[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2018, 33(6): 154-160.
- [4] HUAGANG Y U, HUANG G, GAO J, et al. Approximate maximum likelihood algorithm for moving source localization using TDOA and FDOA measurements[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2012, 25(4): 593-597.

- [5] 张会清, 牛铮. 基于线性判别分析和梯度提升决策树的 WLAN 室内定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(12): 136-143.
ZHANG Huiqing, NIU Zheng. WLAN indoor positioning algorithm based on linear discriminant analysis and gradient boosting decision tree[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 136-143.
- [6] 乐燕芬, 汤卓, 盛存宝, 等. 基于多分布密度位置指纹的高效室内定位算法研究[J]. 通信学报, 2019, 40(1): 172-179.
LE Yanfen, TANG Zhuo, SHENG Cunbao, et al. Fast and resource efficient method for indoor localization based on fingerprint with varied scales[J]. Journal on Communications, 2019, 40(1): 172-179.
- [7] URADZINSKI M, HANG Guo, MIN Yu. Improved indoor positioning based on range-free RSSI fingerprint method[J]. Journal of Geodetic Science, 2020, 10(1): 23-28.
- [8] XUANMIN L, YANG Q, WENLE Y, et al. An improved dynamic prediction fingerprint localization algorithm based on KNN [C]//Proceedings of 6 International Conference on Instrumentation & Measurement. [S.l.]: IEEE, 2016.
- [9] 毕京学, 汪云甲, 曹鸿基, 等. 全向指纹和 Wi-Fi 感知概率的 WKNN 定位方法[J]. 测绘科学, 2019, 44(2): 77-82.
BI Jingxue, WANG Yunjia, CAO Hongji, et al. A method of WKNN positioning based on omnidirectional fingerprint and Wi-Fi sensing probability[J]. Science of Surveying and Mapping, 2019, 44(2): 77-82.
- [10] LUI G, GALLAGHER T, LI B, et al. Differences in RSSI readings made by different Wi-Fi chipsets: A limitation of WLAN localization[C]//Proceedings of International Conference on Localization & GNSS. [S.l.]: IEEE, 2011.
- [11] PING T, RUDYS A, LADD A, et al. Wireless LAN location-sensing for security applications[C]//Proceedings of the 2nd ACM workshop on Wireless security. [S.l.]: ACM, 2003: 11-20.
- [12] FIGUERA C, ROJO-ALVAREZ J L, MORA-JIMÉNEZ I, et al. Time-space sampling and mobile device calibration for WiFi indoor location systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2011, 10(7): 913-926.
- [13] MAHTAB HOSSAIN A K M, JIN Yunye, SOH W S, et al. SSD: A robust RF location fingerprint addressing mobile devices' heterogeneity (Article)[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2013, 12(1): 65-77.
- [14] 刘勋. 基于多维信息融合的位置指纹室内定位算法研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2020.
LIU Xun. Research on fingerprint indoor localization algorithm based on multidimensional information fusion[D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2020.
- [15] 梁溪. 基于智能手机的室内定位关键技术研究与应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2018.
LIANG Xi. Research and application of key techniques for smartphone-based indoor localization[D]. Chengdu: School of Information and Communication Engineering, 2018.
- [16] CHENG W, TAN K, OMWANDO V, et al. RSS-Ratio for enhancing performance of RSS-based applications[C]//Proceedings of the 32nd IEEE International Conference on Computer Communications. Turin, Italy: IEEE, 2013: 3075-3083.
- [17] LI L, SHEN G, ZHAO C, et al. Experiencing and handling the diversity in data density and environmental locality in an indoor positioning service[C]//Proceedings of the 20th ACM MobiCom. Maui, USA: ACM, 2014: 459-470.
- [18] DWIYASA F, LIM M H. A survey of problems and approaches in wireless-based indoor positioning[C]// Proceedings of 2016 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. Alcalá de Henares, Spain: IEEE, 2016: 1-6.
- [19] MIAO H, WANG Z, WANG J, et al. A novel access point selection strategy for indoor location with Wi-Fi[C]//Proceedings of the 26th Chinese Control and Decision Conference (2014 CCDC). [S.l.]: IEEE, 2014.
- [20] JHUANG F M, HUNG C F, TUAN C C, et al. An AP selection with RSS standard deviation for indoor positioning in Wi-Fi [C]//Proceedings of International Conference on Innovative Mobile & Internet Services in Ubiquitous Computing. [S.l.]: IEEE, 2015.
- [21] DOSSE M B, BERGE J T. Anisotropic orthogonal procrustes analysis[J]. Journal of Classification, 2010, 27(1): 111-128.

作者简介:



金施嘉璐(1997-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 无线网络定位, E-mail: 1070895831@qq.com。



乐燕芬(1978-), 通信作者, 女, 副教授, 研究方向: 无线网络定位及物联网相关技术, E-mail: leyanfen@usst.edu.cn。



许远航(1998-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 无线网络定位, E-mail: xyh2298429306@163.com。

(编辑: 陈璐)