

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2312118

双源信号下多元尺度融合室内位置测算方法*

陈潇, 秦宁宁, 宋书林

(江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心 无锡 214122)

摘要:针对大型多接入点场景的指纹定位中存在的定位点区域归属误判、离群点干扰的问题,提出一种双源信号下多元尺度融合室内位置测算方法。指纹在线定位阶段,利用PDR信号的时空信息,将定位点归属分区内的参考点数量进行扩展,缓解邻界区域误判带来的负效益;此外,利用多元距离与卡方距离代替传统欧氏距离,结合空间域物理距离尺度,实现多元尺度下的近邻筛选,有效克服离群点干扰;引入 K 值动态适配,并基于此进行Wi-Fi与PDR预定位的动态链接式融合,进一步提高定位算法的准确性。实验结果表明,在引入双源信号的相同条件下,相比其他多元尺度与动态 K 值算法,所提方案综合性能较优,平均定位精度优于其他算法6.6%~23.1%。

关键词:室内定位;指纹定位;行人航位推算;加权 K 近邻定位

中图分类号: TN96 TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

Indoor position estimation method with multi-scale fusion under dual-source signals

Chen Xiao, Qin Ningning, Song Shulin

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: In response to the issues of misjudgment of location area attribution and interference from outliers in fingerprint-based positioning of a large number of access points scenes, a multi-scale signal fusion indoor positioning algorithm is proposed, which incorporates dual-source signals. During the fingerprint online positioning phase, the spatiotemporal information of PDR signals is utilized to expand the number of reference points belonging to the location area, thereby alleviating the negative effects caused by misclassification in neighboring areas. Additionally, multiple distances and chi-square distances are used instead of the traditional Euclidean distance, in combination with spatial domain physical distance scales, to implement nearest neighbor selection at multiple scales. In this way, the interference from outliers is overcome effectively. We introduce a dynamic adaptation of the K value. Based on this, the dynamic linked fusion between Wi-Fi and PDR pre-positioning is established, which further enhances the accuracy of the positioning algorithm. Experimental results show that, under the same conditions of introducing dual-source signals, the proposed method exhibits superior overall performance compared to other multi-scale or dynamic K -value algorithms, with an average positioning accuracy surpassing other algorithms by 6.6% to 23.1%.

Keywords: indoor positioning; fingerprint positioning; pedestrian dead reckoning; weighted K -nearest neighbor localization

0 引言

随着科技的迅速发展,全球导航卫星系统(global navigation satellite system, GNSS)已经被广泛应用于室外

导航,定位精度也已经到达毫米级,但大型建筑的遮挡与复杂的室内环境,室内定位的精度尚未能满足人们的应用需求^[1]。近年来,在无线通信技术和智能终端应用迅速发展下,室内定位服务(indoor position services, IPS)的应用场景需求不断增加,通过对环境中已有Wi-Fi、蓝牙、

收稿日期:2023-11-05 Received Date: 2023-11-05

* 基金项目:国家自然科学基金(61702228)、江苏省自然科学基金(BK20170198)、中国高校产学研创新基金(2021ITA10003)项目资助

可见光、行人航位推算^[2] (pedestrian dead reckoning, PDR)、地磁等信号的探测,已经逐步实现了室内环境下轨迹预测、实时定位等功能^[3]。

在无线网络的广泛普及与移动智能终端性能增强的驱动下,室内场景下可以轻易探测到多个 Wi-Fi 接入点 (access point, AP) 并测量其信号,使得基于 Wi-Fi 接收信号强度 (received signal strength, RSS) 的指纹定位方法被大多数室内定位系统所采用。确定性指纹定位方法会提前将 RSS 等信号事先采集并存入离线指纹库,并在待定位阶段通过加权 K-最近邻 (weighted K-nearest neighbor, WKNN) 算法将待定点的 RSS 信号与指纹库内已有指纹进行对比,匹配出 K 个最近邻参考点,对它们进行加权平均计算^[4] 预测定位坐标。因为确定性指纹定位方法在线定位过程简便高效,所以其成为使用最广泛的指纹匹配定位算法之一。但是, RSS 值受环境参数变化、人员移动等不可控因素的影响,进而出现定位位置跳变等问题。欧氏距离与 Spearman 距离融合改进 WKNN 中最近邻点的筛选尺度^[5] 的方法通过增加系统部分运算量,进而提高最近邻点集合质量并牺牲少量运算时间以换取精度;文献[6]结合不同 AP 的 RSS 值稳定性进行 WKNN 的动态 K 值筛选。上述方法以不同方式对 WKNN 算法改进,但改进算法对场景内信号质量依然保持较高需求。有的学者通过引入多种定位算法或信号来弥补单一定位算法的缺陷,赵建国等^[7] 训练相关向量机回归模型获取精确初始位置定位,将 PDR 算法的预测结果结合 Wi-Fi 信号进行简单修正。此方法解决了 PDR 算法难以获得初始点的问题,但 Wi-Fi 仅为提供信号辅助的功能。文献[8]采用随机森林模型处理指纹库数据,将 Wi-Fi 定位作为观测量、PDR 定位作为状态转移量、蓝牙信息作为约束进行粒子滤波定位。

上述研究提供了通过多尺度替换单尺度、多源信号代替单源信号^[9] 的算法优化思路,但 AP 质量分布不均的场景下 Wi-Fi 最近邻点筛选对尺度敏感、易受离群点干扰,多源信号场景下对信号利用过于单一等问题依然存在。针对以上问题,论文提出了一种基于 PDR 和 Wi-Fi 双源信号下多元尺度融合室内位置测算方法 (indoor position estimation method with multi-scale fusion under dual-source signals, MFDS)。算法通过 PDR 信号的辅助,对在线阶段待定位点进行分区扩展,借此来改善因待定位点分区归属错误而产生的预定位偏移的情况;通过在信号域与空间域的不同尺度下进行近邻筛选,降低在单一信号域空间内最近邻点中出现离群点的概率;通过 PDR 与 Wi-Fi 的动态链接式融合,避免出现单一定位方法下因环境的不可控因素增大误差的情况。

1 系统模型

1.1 系统参数

1) Wi-Fi 信源参数

假设二维定位区域 Ω 内,按照间距 τ 部署 M 个离线指纹信号采集点 RP_j ,每个采集点处都能探测到 N 个 AP 信号,其中 $j \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。论文相关数据参数描述如下:

(1) $P_j = (x_j, y_j)$ 表示 RP_j 的空间域坐标。

(2) $RSS_j = [rss_{1j}, rss_{2j}, \dots, rss_{Nj}]$ 表示 RP_j 对 N 个非视距接入点 AP 的信号强度测量值。

(3) $RSS' = [lrss_1, lrss_2, \dots, lrss_N]$ 表示待定位点 TP 对 N 个非视距接入点 AP 的信号强度测量值。

(4) $RP^{NN} = [RP_1^{NN}, \dots, RP_k^{NN}, \dots, RP_k^{NN}]$ 表示近邻筛选后的最近邻参考点 RP_k^{NN} 的集合。

2) PDR 信源参数

定位区域 Ω 内,用户基于智能终端内置的加速度传感器与陀螺仪获取前进过程中惯性传感器的数据,相关参数描述如下:

(1) $\begin{bmatrix} x_{t+1} \\ y_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_t + L_t \cdot \cos(\theta_t) \\ y_t + L_t \cdot \sin(\theta_t) \end{bmatrix}$ 表示 PDR 算法预测终端在 $t+1$ 时刻的位置表达式。 L_t, θ_t 分别为 t 时刻通过加速度传感器数据估算出的步长与通过陀螺仪数据估算的方向角, (x_t, y_t) 为终端在 t 时刻的具体空间坐标。

(2) $a_t = \sqrt{a_{x_t}^2 + a_{y_t}^2 + a_{z_t}^2} - g$ 表示终端在 t 时刻的合加速度, $a_{x_t}, a_{y_t}, a_{z_t}$ 分别为 t 时刻加速度传感器获取的 x, y, z 轴值, g 为重力加速度。

(3) $SC = [T_1, \dots, T_i, \dots, T_{step}]$ 表示行人每一步的相关时间数据集合,其中 $step$ 表示行人的总步数, T_i 记录第 i 步开始时间与结束时间数据。

(4) $Acc = [a_1^{extreme}, \dots, a_i^{extreme}, \dots, a_{step}^{extreme}]$ 表示行人步行过程中每一步的加速度传感器数据计算的合加速度的峰值谷值集合,其中 $a_i^{extreme} = [a_{i \max}, a_{i \min}]'$ 表示第 i 步中 a_i 最大值与最小值的集合。

1.2 系统架构分析

论文采用以 Wi-Fi 信号为主、PDR 信号为辅的双源信号定位系统,将双源信号预定位结果动态链接式融合,以提升定位精度。系统分为处理信号的离线阶段和预测定位结果的在线阶段两个部分。

1) 离线阶段

在离线数据采集阶段,首先将实验区域按照固定间距划分出参考点 RP,并在每一个参考点位置采集 Wi-Fi 信号强度值 RSS_j ,将其处理后存入离线指纹库。其次,当实验场景较大, AP、RP 数量较多时,以 RSS_j 相似度为

指标,进行 AP 筛选后,采用聚类方法将 RP 按照聚类结果进行区域划分,以节约在线定位成本。

最终,通过沿着某一路径 RP 点行走的方式采集终端的 PDR 信号数据,并根据选取的步频、步长、方向角统计估算方法获取实验场景下的公式参数值。

2) 在线阶段

经典 Wi-Fi 在线阶段的定位流程可以分解为 3 个步骤:

(1) 区域归属:将待定位点 TP 与聚类中心的进行信号强度比较,将 TP 划入差异最小的一个聚类分区中,由于判别结果易受环境下信号质量的影响,容易产生分区误判的问题。

(2) 近邻筛选:从区域中筛选出与待定位点 TP 距离最小的近邻点放入集合作为定位的候选节点,容易产生离群点被选入集合影响定位精度的问题。

(3) 定位预测:结合近邻筛选集合内最近邻参考点 RP_k^{NN} 的信号域、空间域等信息预测 Wi-Fi 定位结果,因为待定位点 TP 信号易受环境影响而变化,容易出现最优最近邻参考点个数(K 值)变化的问题。

论文在经典 Wi-Fi 定位算法流程的基础上,提出了一种基于信号域下多距离尺度与空间域下物理距离尺度的多元尺度下的信号融合定位算法,以 PDR 信号进行辅助,通过分区扩展方法降低 TP 分区判断错误后产生的巨大误差,并结合多元尺度的近邻筛选减少离群点、动态适配 K 值,最终将 PDR 定位结果与优化后的 Wi-Fi 定位结果动态链接式融合。系统的架构如图 1 所示。

2 PDR 信号分区扩展

智能终端中配备的加速度计、陀螺仪、磁力计等多种传感器,使得 PDR 定位技术具有更加简便的可实现性。论文根据传感器数据将 PDR 带来的时空域信息与 Wi-Fi 离线数据的信号域信息相结合,以解决 Wi-Fi 在线定位时,因为 TP 点的信号域数据 RSSI 波动而被划入错误分区,导致产生大幅定位误差的问题。

2.1 PDR 的时空域信息计算

1) 步频统计

根据加速度传感器数据计算 a_t , 通常采用中值滤波滤除噪声。由于行人行走时手机不可避免地会产生小幅抖动,因此会产生伪波峰^[10]影响步频判定。针对此问题,论文采用改进的峰值检测法进行步频检测,根据“峰值-零点-谷值-零点-峰值”的步频循环规律计步,具体步骤如下所示:

步骤(1) 对每一个峰值与谷值分别进行阈值判断筛选,剔除低于峰值阈值的峰值加速度或高于谷值阈值的谷值加速度。

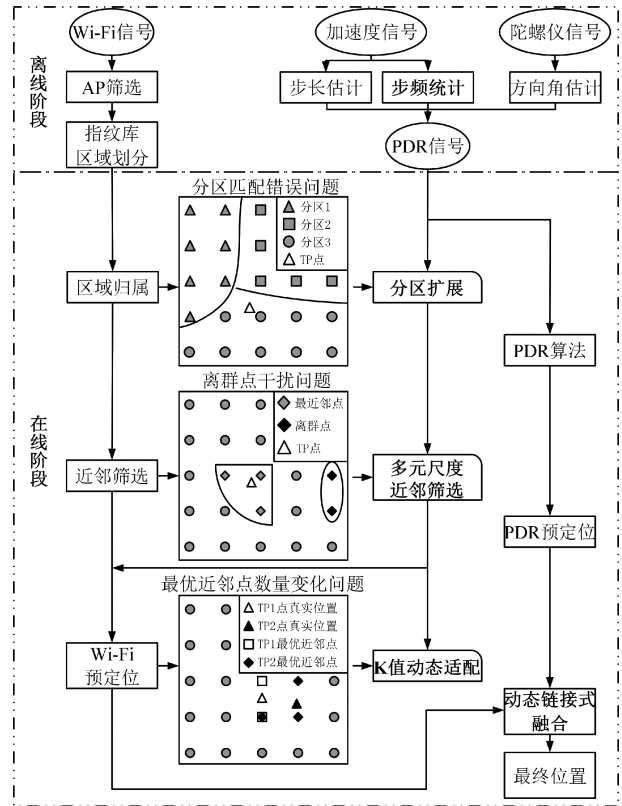


图 1 双源信号下多元尺度融合室内位置测算方法

Fig. 1 Indoor position estimation method with Multi-scale fusion under dual-source signals

步骤(2) 从第 1 个加速度峰值开始搜索,相邻峰值之间存在谷值则记为一步,记录这一步的起点为第 1 个峰值左侧的第 1 个零点,终点为第 2 个峰值左侧第 1 个零点,记录步频时间数据 T_i 、加速度信息 $a_i^{extreme}$ 。

步骤(3) 继续遍历直至最后一个加速度峰值,总步数记为 $step$,将所有 T_i 、 $a_i^{extreme}$ 存入 SC 、 Acc 。

2) 步长估计

论文采取 Weinberg^[11]提出的非线性模型进行步长估计,通过获取行人步行过程中的步频 SC 与加速度观测值 Acc ,采用统计分析方法对行人步长建立数学模型,如式(1)所示。

$$L_t = k \cdot \sqrt[4]{a_{t_{max}} - a_{t_{min}}} \quad (1)$$

式中: k 为模型系数,需根据设备、测试人员等因素进行实验确定。

3) 方向角估计

考虑到四元数法^[12]计算量小、可以规避万向节锁问题等优势,论文采用四元数法进行方向角 θ_t 估算,如式(2)所示。

$$\theta_t = \arctan \frac{2(q_0q_1 + q_2q_3)}{1 - 2(q_1^2 + q_2^2)} \quad (2)$$

式中: q_0 、 q_1 、 q_2 、 q_3 为四元数,通过陀螺仪读数实时更新。

2.2 改进的在线分区扩展方法

当待定位点 TP 处于分区边缘时,相邻分区信号特征差异性较小,会出现将待定位点 TP 划入临近分区的情况,导致 Wi-Fi 定位出现大幅偏差。若仅通过引入 PDR 定位,借助上一次定位位置预测本次定位位置的方式,可以在一定程度上优化 Wi-Fi 定位结果。但是由于 PDR 连续定位与对起始定位位置敏感的特性,单次定位偏移带来的定位误差并未消除,并且在一定时间内仍会累计影响后续定位结果。

为了解决此问题,论文提出了 PDR 信号的改进在线分区扩展方法,通过将 PDR 信号引入 Wi-Fi 的定位过程,借助时空域信息进行在线分区扩展,降低 Wi-Fi 定位出现大幅偏差的可能性。具体步骤如下所示:

步骤 1) 计算在线待定位点 TP 与聚类中心之间的信号域欧氏距离,将 TP 划入信号域欧氏距离最小的一个分区,分区内参考点的集合记为 C^{RPplus} ,集合内的参考点符号记为 RP_j^{cp} ;

步骤 2) 基于前两个时刻的定位结果 (x_{t-1}, y_{t-1}) 、 (x_{t-2}, y_{t-2}) ,通过式(3)计算出当前时刻行人预测前进角 φ_t :

$$\varphi_t = \arccos \frac{(x_{t-1} - x_{t-2})}{\sqrt{(x_{t-1} - x_{t-2})^2 + (y_{t-1} - y_{t-2})^2}} \quad (3)$$

步骤 3) 根据式(4),计算预测前进角 φ_t 与当前时刻方向角 θ_t 的差值,若满足条件 $|\theta_t - \varphi_t| \leq \delta$,则搜索系数 $a = 1$;若不满足上述条件,则表示预测前进角与当前时刻方向角有所偏差,取 $a = 2$ 小幅扩大搜索范围。遍历 RP,满足半径范围则 $RP_j \in C^{RPplus}$,如下所示:

$$\sqrt{(x_j - x_{t-1})^2 + (y_j - y_{t-1})^2} \leq a \cdot \beta \cdot L_t + \sqrt{2}\tau \quad (4)$$

其中, a 为搜索系数, β 为误差常数, τ 为 RP 点采样间距。

3 多元尺度的近邻筛选

虽然在经典的 Wi-Fi 定位中,简便易解的欧氏距离对线性空间的衡量具有先天优势,但对于非线性的信号空间下的距离测算,却难以确保每个 RP 信号域位置与空间域位置的准确性与相关性。因此,论文采用多元尺度并行处理,以空间域信息与信号域信息相结合,排除野值点的干扰,进一步增加筛选可信度。

3.1 双信号域尺度数据的初处理

兰氏距离 LD 敏感于零值附近的变化,可以有效辨识与 TP 信号强度之间差异性较小的 RP_j , 信号域下计算公式如式(5)所示。

$$LD_j = \sum_{i=1}^n \frac{|lrss_i - rss_{ij}|}{|lrss_i| + |rss_{ij}|} \quad (5)$$

余弦距离 CD 常被用于高维空间向量间方向的判断,在信号域内可以用于判别 RP_j 与 TP 之间 AP 信号源的相似度,计算公式如式(6)所示。

$$CD_j = \frac{\sum_{i=1}^n (lrss_i \cdot rss_{ij})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (lrss_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (rss_{ij})^2}} \quad (6)$$

定义多元距离 G_j ,并将其作为第 1 种信号域尺度。多元距离 G 融合 LD 与 CD 两种距离,通过保证 RP_j 与 TP 之间信号强度和信号源相似性,增强信号域尺度的可信度,计算公式如式(7)所示。

$$G_j = \frac{LD_j}{CD_j} \quad (7)$$

选取卡方距离 CSD ,作为第 2 种信号域尺度。 CSD 通过观察频数与期望频数之间的距离变化,对 RP_j 与 TP 的可探测信号之间的进行相似度判别^[13],计算公式如式(8)所示。

$$CSD_j = \sum_{i=1}^n \frac{(lrss_i - rss_{ij})^2}{|lrss_i + rss_{ij}|} \quad (8)$$

论文采用双信号域尺度数据存储 RP_j 信号域相对位置,相较于单一尺度降低因信号波动产生相对位置误判的可能性。通过上述双信号域距离尺度对 C^{RPplus} 进行数据初处理,步骤如下:

步骤 1) 计算出所有 RP_j^{cp} 的多元距离 G_j ,记 G_{\min} 对应的参考点为 RP_{\min}^{cp} ,其空间域坐标为 P_{\min}^{cp} 。

步骤 2) 计算各 RP_j^{cp} 与 RP_{\min}^{cp} 多元距离的差值 $D_j^G = G_j - G_{\min}$ 。

步骤 3) 对除最小点 RP_{\min}^{cp} 外的所有 RP_j^{cp} 根据 D_j^G 降序排序后存入集合 A^G 。

类似的,对卡方距离 CSD 进行相同步骤处理,获得集合 A^{CSD} 。

3.2 信号域尺度结合空间域尺度的近邻筛选

由于信号域内距离与实际物理空间域内的距离难以具有绝对的一一映射,因此,在进行近邻点筛选时,可以将空间域信息融入信号域数据,增加信号域位置映射的可信度。论文根据归一化思想将空间域距离作为权值融入近邻筛选中,减少筛选后的近邻点中出现野值点的概率,具体步骤如下:

步骤 1) 使用 K-means 聚类算法将集合 A^G 内参考点根据 D_j^G 进行分类,将 D_j^G 最小的一类记为集合 $C_C^{selected}$,集合内参考点符号记为 RP_j^{Gs} ,个数记为 M^{Gs} ;

步骤 2) 计算 $C_C^{selected}$ 中所有 RP_j^{Gs} 与 RP_{\min}^{cp} 的空间域欧氏距离 $ED_j^G = \|P_j^{Gs} - P_{\min}^{cp}\|_2$;

步骤 3) 通过式(9)对 $C_G^{selected}$ 中参考点的距离进行加权,得到多元评估距离 R_j^G :

$$R_j^G = \frac{ED_j^G}{\max(ED_j^G)} D_j^G \quad (9)$$

步骤 4) 计算 $C_G^{selected}$ 中 R_j^G 的平均值 $\overline{R^G}$ 和标准差 S^G ;

步骤 5) 令 $RP_{min}^{cp} \in B^G$, 且引入多元距离阈值 ε_G , 遍历所有 RP_j^{Gs} , 若 $R_j^G - S^G + \varepsilon^G \leq 0$, 则 $RP_j^{Gs} \in B^G$;

类似的, 采用相同方式获得卡方距离 CSD 的近邻点集合 B^{CSD} 。

4 动态链接式定位

4.1 K 值动态适配

经典 WKNN 算法中, 需要对最近邻点个数 K 的值进行指定, 以从近邻参考点集中选取 K 个最近邻参考点 RP_k^{NN} 进行定位。受不同的场景数据、不同的距离尺度因素影响, 最佳的 K 值往往不尽相同。因此, 论文提出 K 值动态适配, 通过动态改变每个待定位点定位过程中的最近邻参考点 RP_k^{NN} 以寻求优质定位结果。

如若出现某个 RP_k^{NN} 的空间位置远离待定位点实际空间位置, 则此类点被称为离群点, 离群点的出现会使得误差增大并在连续定位的过程中影响下一次定位。 K 值动态适配通过筛选两类信号域距离下共同的 RP_k^{NN} 点, 杜绝单一尺度下因不可控因素出现离群点的可能, 以此减少离群点对定位结果的影响。

论文通过结合时空域下分区扩展与信号、空间双域下的近邻筛选最终获取两个近邻点集合 B^G 、 B^{CSD} , 并最终基于式(10)完成时、空、信号三域信息结合的 K 值动态适配, 即存在:

$$K = |B^{NN}| = |B^G \cap B^{CSD}| \quad (10)$$

其中, $|\cdot|$ 表示集合尺寸计算, 即集合包含元素的数目。

4.2 动态链接式融合定位

K 值动态适配虽然能有效剔除离群点, 但动态范围的双集合筛选条件下不可避免地会产生如图 2 所示的异常情况, 即由于两类信号域距离中的 RP_j^{Gs} 与 RP_j^{CSDs} 分别会不同程度地靠近当前尺度下的 RP_{min}^{cp} , 在极端情况下, 两个点 RP_{min}^{cp} 距离较远时, 可能会导致 $K=0$ 。因此, 为避免图 2 情况下, K 值动态适配异常导致 Wi-Fi 无法定位的问题产生, 同时为了进一步提升精度, 论文引入动态链接系数 λ , 将 PDR 预定位结果与 Wi-Fi 预定位结果融合, 获取最终的定位位置。

论文通过对 B^{NN} 内的 K 个近邻参考点 RP_k^{NN} 使用反距离加权法^[14](inverse distance weighted, IDW) 获取多元距

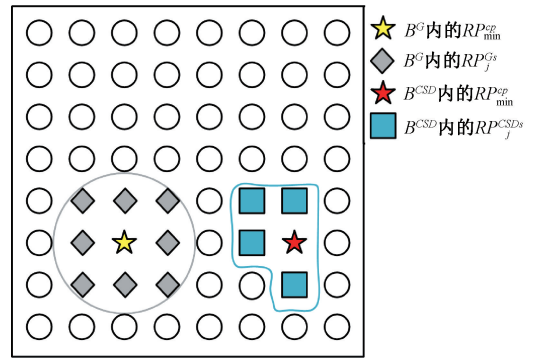


图 2 近邻参考点集合异常选取示意图

Fig. 2 Illustration of unusual selection of neighboring reference point sets

离权值 ω_k^G 与卡方距离权值 ω_k^{CSD} , 并根据式(11)、(12) 获得 Wi-Fi 预定位结果:

$$\omega_k^{WiFi} = \frac{\omega_k^G + \omega_k^{CSD}}{\sum_{k=1}^K (\omega_k^G + \omega_k^{CSD})} \quad (11)$$

$$(x_{WiFi}, y_{WiFi}) = \sum_{k=1}^K \omega_k^{WiFi} (x_k^{NN}, y_k^{NN}) \quad (12)$$

其中, ω_k^{WiFi} 为融合后的最终权值, (x_k^{NN}, y_k^{NN}) 为最近邻点集合 B^{NN} 内 K 个最近邻点 RP_k^{NN} 的空间坐标, (x_{WiFi}, y_{WiFi}) 为 Wi-Fi 的预定位结果。

不同于将融合因子 ρ 设置为常数^[15]对 Wi-Fi 与 PDR 预定位结果进行简单融合的经典做法, 论文将 ρ 与 K 结合为动态链接系数 λ , 采用线性融合的方式通过 λ 将 Wi-Fi 预定位结果与 PDR 预定位结果融合成最终定位结果 (x_F, y_F) 。 λ 系数公式(13)与线性融合公式(14)如下所示:

$$\lambda = \rho (1 - e^{-2K^2}) \quad (13)$$

$$(x_F, y_F) = \lambda (x_{WiFi}, y_{WiFi}) + (1 - \lambda) (x_{PDR}, y_{PDR}) \quad (14)$$

5 MFDS 流程图

论文所提 MFDS 定位算法的系统流程如图 3 所示。针对单一 Wi-Fi 信号下信号域位置与空间域位置不匹配的问题, 引入 PDR 信号进行辅助, 通过对在线阶段进行分区扩展降低分区判别失误带来的负面影响; 构建两类信号域距离结合空间域信息的多元尺度进行近邻点筛选以剔除离群点; 最终将改进 K 值动态适配的 Wi-Fi 定位与 PDR 定位进行动态链接式融合, 使得两类定位算法优势互补, 克服环境信号干扰下 Wi-Fi 不确定性定位与 PDR 累积误差造成的定位偏移, 增加定位系统的可靠性。

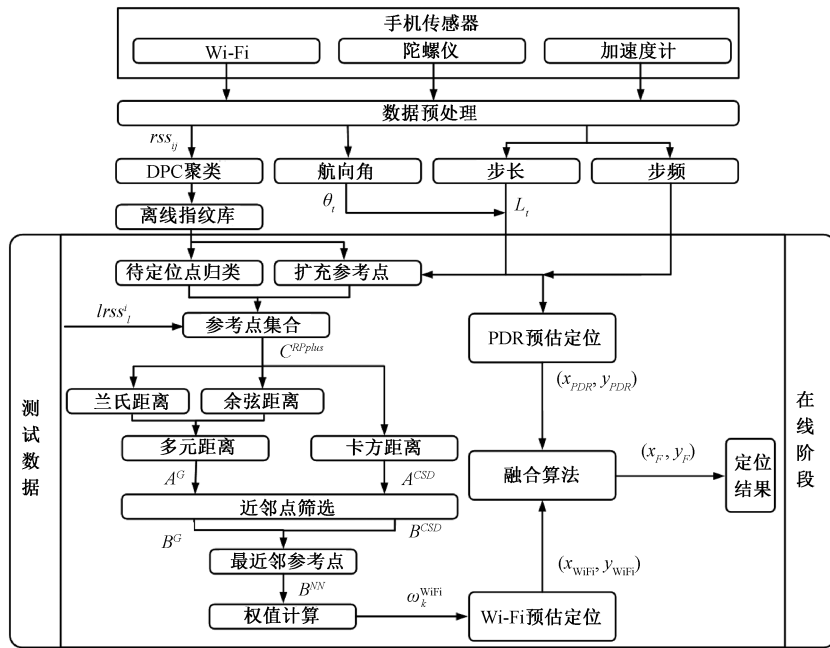


图3 MFDS 定位流程

Fig. 3 Flow chart of MFDS localization

6 实验场景与结果分析

6.1 实验场景与测试方案

实验测试场景为江南大学物联网工程学院的环形走廊区域,区域大小为 $\Omega=60\text{ m}\times 42\text{ m}$ 。沿走廊路径均匀设置 $M=368$ 个 RP 点, RP 点间距 $\tau=1$ 。在每个 RP_j 处采集 $l=50$ 次信号值,采样间隔为 2.3 s ,经过高斯滤波后得到信号强度测量值 RSS_j 。参考点数据采集阶段,在整片区域共探测来自 $N=105$ 个 AP 接入点的信号,按照 MAC 地址进行区分储存。为保证算法不受设备差异性影响,采集过程统一采用同一型号设备采集数据,且当设备未收到信号时, r_{ss} 取 -100 dbm 。

如图4所示,测试点数据采集阶段,实验人员将手机平放在身前,沿着环形走廊按顺时针方向行走一周,同时采集 PDR 的加速度、陀螺仪信号与 Wi-Fi 信号。最终总计采集 368 个测试点,筛选出 50 个信号强度分布最优的 AP 进行实验,所有数据均在 MATLAB 2021b 中进行处理。根据多次实验,论文当前场景下部分经验参数取值为 $\beta=1.1, \rho=0.6$ 。

6.2 多尺度参数的配置

论文提出的 MFDS 算法的定位效果与集合 B^N 密切相关,即定位结果的误差值对多元距离阈值 ε^G 与卡方距离阈值 ε^{CSD} 的变化较为敏感。参数的理论范围无取值边界,但是对于不同的工作场景,在与定位误差关联较为明



(a) 实测场景Wi-Fi信号源示意图

(a) Diagram of Wi-Fi signal sources in measurement scene



(b) 实测场景数据采集示意图

(b) Diagram of data collection in the measurement scene

图4 实测场景图

Fig. 4 Measurement scene

显的取值区间内搜寻参数可以有效减少配置参数的计算消耗。在实验所选场景中,在 $\varepsilon^G \in [0.001, 0.1]$ 之间以 0.001 为间隔进行取值, $\varepsilon^{CSD} \in [0.5, 2]$ 之间 0.01 以为间隔进行取值。本实验以平均定位误差作为指标,基于多

次重复性随机实验,评估多元距离阈值 ε^G 与卡方距离阈值 ε^{CSD} 的多取值组合对 MFDS 算法定位性能的影响。

如图 5 所示,以色温数值标记的方式给出了不同 ε^G 与 ε^{CSD} 取值下, MFDS 算法的平均定位误差。多元距离阈值 ε^G 的取值对算法性能影响更为明显,因为 RP 间的多元距离 G 数值差距较小, ε^G 的取值过大会导致非离群点被剔除,进而使算法效果变差。反之,卡方距离 CSD 在 RP 间呈现出较大差异化,增大 ε^{CSD} 能有效剔除离群点,但受信号波动等环境因素影响,仍会产生少量非离群点被误别的情况,因此 ε^{CSD} 与误差之间呈现出斑块化的微弱线性。在当前实验场景下参数 $\varepsilon^G = 0.047$ 和 $\varepsilon^{CSD} = 1.94$ 时,定位平均误差达到最小 1.251 m。在后续实验验证中,如果未作特殊说明, ε^G 和 ε^{CSD} 均取上述最优配置。

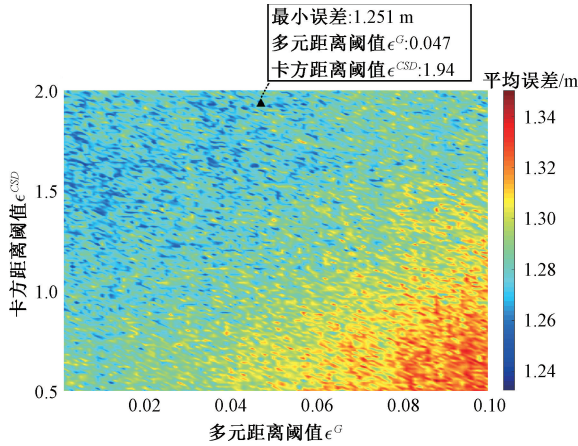


图 5 环形走廊场景下多元尺度参数的色温配置图

Fig. 5 Color temperature configuration diagram for multi-scale parameters in circular corridor scene

6.3 分区扩展效果分析

论文选用密度峰值聚类^[16] (density peak classify, DPC) 作为离线阶段聚类算法,将整个区域内 368 个 RP 分成了 6 个子区域,每个子区域内 RP 数量为 45~71 个。论文所提的分区扩展体现在聚类算法进行区域划分后,对在线定位阶段 TP 所属分区进行二次扩展,以解决分区错误时因为 RP_j 与 TP 空间域位置相差较大而产生误差激增的问题。

实验随机选取某次在线定位进行图 6 所示的聚类与分区扩展效果展示。从图 6 中可以看出, TP 点在空间上位于走廊拐角,且处于 Ω_4 与 Ω_6 边界附近,易出现信号交叠干扰、信号波动等问题,导致 TP 被误判入 Ω_4 内进行定位。论文通过结合 PDR 信息对 TP 定位进行分区扩展,将 TP 周围的 10 个 $RP \in \Omega_6$ 划入定位集合 C^{RPplus} 中。在图 6 下方展示的卡方距离尺度下 WKNN 算法 ($K=5$) 最近邻点筛选结果放大图中,可以明显看出,分区扩展引入

的部分 RP 点参与筛选并被选为最近邻点,相较于无分区扩展时可以获取更准确的定位结果。

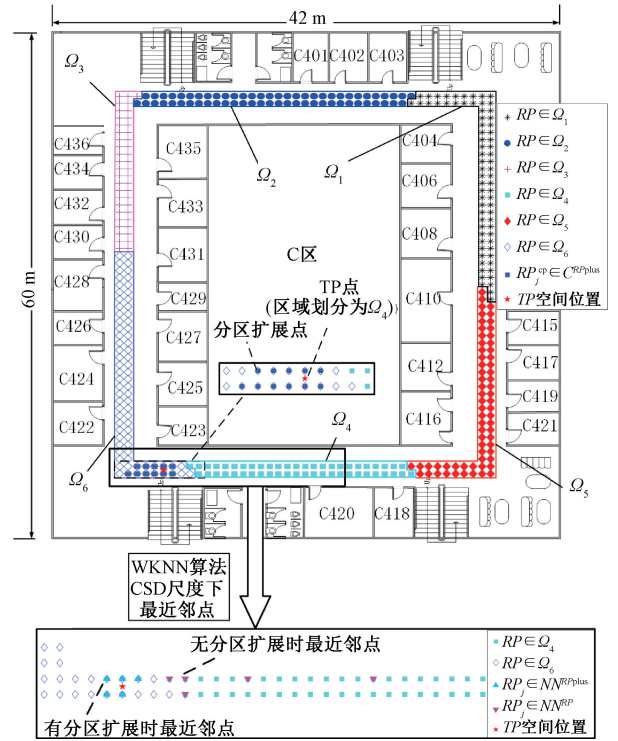


图 6 环形走廊场景聚类与分区扩展效果

Fig. 6 Clustering and zone expansion renderings in circular corridor scene

单次定位中,分区扩展点与最近邻点的重合度对定位精度提升难以呈现可视化数据,为进一步通过数据验证分区扩展提升定位精度的有效性,采用不同信号域距离尺度下的 WKNN 算法进行分区扩展效果对比,以最大定位误差、平均定位误差作为实验指标。为保证对比的公平性,实验场景采用同一组 PDR 信号进行分区扩展,针对欧氏距离 ED、卡方距离 CSD、兰氏距离 LD 以及多元距离 G 这 4 种不同距离尺度, WKNN 算法均选用 $K=5$ 作为最佳 K 值。

从图 7 中可以看出,未采用分区扩展时,4 种距离尺度的最大定位误差均处于 19.3 m 左右,远大于采用分区扩展情况时的最大定位误差。这是因为产生分区误判时, TP 无法获取周围参考点 RP_j 的信息,最大定位误差数值主要由 TP 与 TP 被判入分区的边界参考点之间的距离决定。在平均定位误差指标上,相较于未采用分区扩展时,按照图中顺序,4 种距离尺度的平均误差分别降低了 18.7%、21.1%、20.7%、17.6%,证明了分区扩展通过引入 PDR 信号对参考点集合 C^{RPplus} 进行精准扩充,能有效提高 Wi-Fi 定位的精度。同时,采用分区扩展时, CSD 与 G 两种距离尺度下的最大定位误差与平均定位误差数

值最低,证明了 G 对 LD 融合优化的有效性,同时表明 CSD 与 G 更适合作为当前实验场景下的信号域距离尺度。

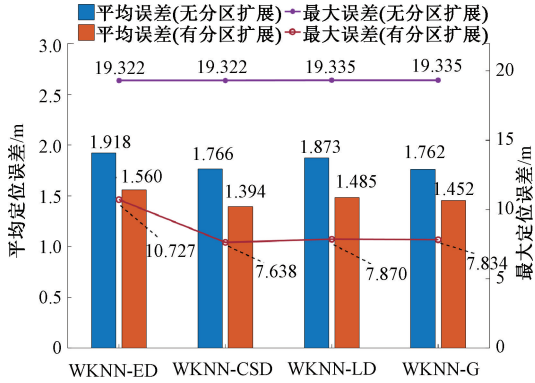


图7 不同距离尺度下分区扩展方法误差对比

Fig. 7 Error comparison of partition expansion methods at different distance scales

6.4 K 值动态适配效果分析

为验证 K 值动态适配的可行性,论文选取固定 K 值的 MFDS-WiFi-FK 算法与 K 值动态适配的 MFDS-WiFi-DK 算法进行对比。为保证对比的公平性, MFDS-WiFi-FK 选取效果最优的 3 个 K 值 3、4、5 作为固定 K 值参与对比实验。

从图 8 中可以看出, MFDS-WiFi-DK 算法的误差中位数最小,单点定位误差高于上边界的数量最小,箱体相较于 MFDS-WiFi-FK ($K=4$) 与 MFDS-WiFi-FK ($K=5$) 更加狭窄。实验结果表明,虽然 MFDS-WiFi-DK 的与其他 3 种算法整体差距较不明显,但是仍能表现出 MFDS-WiFi-DK 的定位误差整体分布更集中于低定位误差区域。

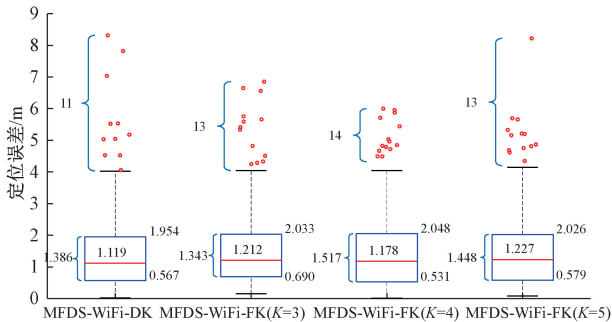


图8 MFDS-WiFi-DK 与 MFDS-WiFi-FK 定位误差对比

Fig. 8 Comparison of localization errors between MFDS-WiFi-DK and MFDS-WiFi-FK

由表 1 可知, MFDS-WiFi-DK 算法的平均误差明显小于固定 K 值的 3 类 MFDS-WiFi-FK 算法。这是因为 K 值动态适配能在大部分定位时获取到较优的参数,从而优化整体平均定位误差。但 K 值动态适配依赖于两类信号

域尺度与空间域尺度的近邻筛选,在多 AP 的复杂环境下难以保证每次近邻筛选的准确性,使得在最小、最大误差方面仍逊色于 MFDS-WiFi-FK ($K=4$) 算法。综合上述实验,充分说明 K 值动态适配对改善大部分定位点的定位精度具有鲁棒性,证明了多尺度近邻筛选与 K 值动态适配的可行性。

表 1 MFDS-WiFi-DK 与 MFDS-WiFi-FK 性能比较

Table 1 Performance comparison between MFDS-WiFi-DK and MFDS-WiFi-FK

定位算法	平均误差 /m	最小误差 /m	最大误差 /m	1 m 内误差 /%
MFDS-WiFi-DK	1.397	0.023	8.138	43.8
MFDS-WiFi-FK ($K=3$)	1.516	0.148	6.854	39.7
MFDS-WiFi-FK ($K=4$)	1.468	0.013	6.000	43.2
MFDS-WiFi-FK ($K=5$)	1.455	0.084	8.221	43.2

6.5 融合定位整体性能分析

为验证论文 MSSF 算法的整体定位性能,实验选取了 WKNN-FNNS^[5]、WKNN-DCSW^[6]、WKNN-TD^[17]、MFDS-WiFi-FK 与 WKNN-ED 等定位算法作为对比算法一同进行对比分析。为保证对比的公平性,对比算法均使用论文的分区扩展与 PDR 融合进行优化,并将算法名更改以示区分。各算法均选取本实验场景下的最佳参数进行实验,其中 WKNN-FFK 的 K 值取 4, WKNN-FIED 的 K 值取 5。

从图 9 中可以看出, MFDS 算法 2 m 内误差累计概率达到 82.07%, 3 m 内误差累计概率达到 96.20%,超越其他算法,最佳优化 9.60%。WKNN-FIFNNS 与 WKNN-FIDCSW 依赖于少量高强度 AP 信号,因此在 AP 数量较多、信号质量较差场景下定位稳定性降低; WKNN-FITD 算法采用多元距离判断,能有效剔除离群点,但由于 K 值

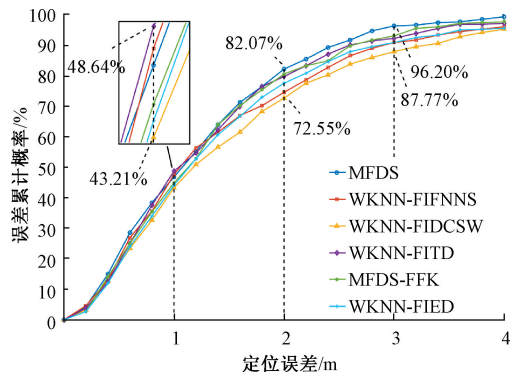


图9 6种定位算法误差累计概率对比

Fig. 9 Comparison of cumulative error probability for 6 localization algorithms

固定,在某些定位点难以达到最佳效果,因此与 MFDS-FFK 的曲线拟合度较高;WKNN-FIED 代表无动态 K 值、无多元距离的经典算法,在进行分区扩展与 PDR 融合的优化后,能适应当前实验环境,但由于本身算法复杂度较低,难以筛除离群点等影响因素,因此误差累计概率长期低于采用多元距离的 MFDS、MFDS-FFK、WKNN-FITD 算法。

由表 2 可知,论文提出的 MFDS 算法在最小误差上与其他算法相差较小,而在平均误差、最大误差、误差方差等方面均明显低于其他算法。MFDS 算法平均误差为 1.251 m,相较于其他算法提升了 6.6%~23.1%。综合实验结果可知,论文提出的 MFDS 算法在解决复杂环境下的室内定位问题具有优势,能有效提升定位精度。

表 2 6 种定位算法性能比较

Table 2 Performance comparison of 6 localization algorithms

定位算法	平均误差 /m	最小误差 /m	最大误差 /m	误差方差
MFDS	1.251	0.027	5.305	0.933
WKNN-FIFNNS	1.434	0.052	6.539	1.275
WKNN-FIDCSW	1.540	0.030	7.969	1.331
WKNN-FITD	1.333	0.019	6.030	1.130
MFDS-FFK	1.338	0.065	5.418	1.078
WKNN-FIED	1.442	0.022	7.566	1.264

7 结 论

论文针对复杂室内环境下,传统 Wi-Fi 定位方法中因信号干扰等因素,易出现定位结果大幅偏移的问题,提出了一种结合 Wi-Fi 与 PDR 双源信号的多元尺度信号融合室内定位算法。该算法借助 PDR 信号的时空信息在待定位点的定位过程中进行分区扩展改善参考点质量,结合信号域与空间域的多元尺度剔除离群点,采用 K 值动态适配应对最优近邻点的个数变化,最终通过动态链接式融合 Wi-Fi 与 PDR 预定位结果,进一步提升定位精度。实验证明,本系统模型通过 Wi-Fi 与 PDR 双源信号的时域、空间域、信号域三域信息的结合筛选,在大型复杂定位场景中仍能在保证计算量可控的情况下保持较高的定位收益,验证了双源融合算法在室内定位的有效可行性。

参考文献

[1] 田昕,魏国亮,王甘楠. 无线传感器网络定位综述[J]. 信息与控制, 2022, 51(1): 69-87.

TIAN X, WEI G L, WANG G N. Review of wireless sensor network localization[J]. Information and Control, 2022, 51(1): 69-87.

[2] YANG Z, WU C, ZHOU Z, et al. Mobility increases localizability: A survey on wireless indoor localization using inertial sensors [J]. ACM Computing Surveys (Csur), 2015, 47(3): 1-34.

[3] GU F, HU X, RAMEZANI M, et al. Indoor localization improved by spatial context—A survey [J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2019, 52(3): 1-35.

[4] 秦宁宁,张臣臣. 模糊聚类下的接入点选择匹配定位算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2022, 49(4): 71-81.

QIN N N, ZHANG CH CH. Access point selection matching localization algorithm based on fuzzy clustering[J]. Journal of Xidian University, 2022, 49(4): 71-81.

[5] 赵朋,何骞,程铭宇. 一种新的用于 WiFi 室内定位的最近邻搜索融合算法[J]. 测绘地理信息, 2021, 46(4): 32-35.

ZHAO P, HE Q, CHENG M Y. A novel fusion nearest neighbors search method for WiFi indoor positioning[J]. Journal of Geomatics, 2021, 46(4): 32-35.

[6] 仲臣,余学祥,邵晓曼,等. 基于 AP 加权的自适应动态室内定位方法[J]. 导航定位学报, 2022, 10(2): 53-57.

ZHONG CH, YU X X, TAI X M, et al. Adaptive dynamic indoor positioning method based on AP weighting[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2022, 10(2): 53-57.

[7] 赵建国,王杰贵. 基于 PDR 反馈的 Wi-Fi 室内定位算法研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1): 215-219.

ZHAO J G, WANG J G. Research on Wi-Fi indoor positioning algorithm based on PDR feedback [J]. Application Research of Computers, 2019, 36(1): 215-219.

[8] 韩冷,戴鹏,阳媛,等. 多源信息融合的室内定位方法[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(7): 21-24.

HAN L, DAI P, YANG Y, et al. Indoor positioning method based on multi-source information fusion [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(7): 21-24.

[9] 陈沛宇,袁勤政,戴鹏飞,等. 多技术融合的室内无线定位方法发展综述[J]. 导航定位学报, 2022, 10(3): 9-13.

CHEN P Y, YUAN Q ZH, DAI P F, et al. Overview of

- the development of indoor wireless positioning methods based on multi-technology integration [J]. *Journal of Navigation and Positioning*, 2022, 10(3): 9-13.
- [10] 徐雯琪, 黄玉春, 刘亚奇, 等. 一种联合 WiFi 信息和 PDR 算法的智能手机室内定位方法[J]. *测绘地理信息*, 2022, 47(3): 70-74.
XU W Q, HUANG Y CH, LIU Y Q, et al. A smart phone indoor positioning method combining WIFI information and PDR algorithm [J]. *Journal of Geomatics*, 2022, 47(3): 70-74.
- [11] WEINBERG H. Using the ADXL202 in pedometer and personal navigation applications[J]. *Analog Devices AN-602 Application Note*, 2002, 2(2): 1-6.
- [12] JIAN C, SHAOJING S, ZHIHUI L. A PDR/WiFi indoor navigation algorithm using the federated particle filter[J]. *Electronics*, 2022, 11(20): 3387-3387.
- [13] 周非, 夏鹏程. 基于主成分分析和卡方距离的信号强度差指纹定位算法[J]. *计算机应用*, 2019, 39(5): 1405-1410.
ZHOU F, XIA P CH. Signal strength difference fingerprint localization algorithm based on principal component analysis and chi-square distance[J]. *Journal of Computer Applications*, 2019, 39(5): 1405-1410.
- [14] 翟俊杰, 李廷会, 黄飞江, 等. 一种层次聚类 and 自适应加权 K 近邻组合的室内定位算法[J]. *时间频率学报*, 2020, 43(4): 300-309.
ZHAI J J, LI T H, HUANG F J, et al. An indoor positioning algorithm based on hierarchical clustering and adaptive weighted K nearest neighbor combination [J]. *Journal of Time and Frequency*, 2020, 43(4): 300-309.
- [15] 朱家松, 程凯, 周宝定, 等. 基于互补滤波融合 WiFi 和 PDR 的行人室内定位[J]. *测绘通报*, 2019(5): 12-15, 34.
ZHU J S, CHENG K, ZHOU B D, et al. Integration of WiFi and PDR based complementary filtering indoor localization [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2019(5): 12-15, 34.

- [16] RODRIGUEZ A, LAIO A. Clustering by fast search and find of density peaks[J]. *Science*, 2014, 344(6191): 1492-1496.
- [17] JINGXUE B, HONGJI C, YUNJIA W, et al. DBSCAN and TD integrated Wi-Fi positioning algorithm [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(2): 297-297.

作者简介



陈潇, 2021 年于南京工业大学获得学士学位, 现为江南大学硕士研究生, 主要研究方向为室内定位技术和短距通信辨析。

E-mail: chenxiao199901@163.com

Chen Xiao received his B. Sc. degree from Nanjing Tech University in 2021. He is currently a master student at Jiangnan University. His main research interests include indoor positioning technology and analysis of short-range communication.



秦宁宁 (通信作者), 2002 年于江南大学获得学士学位, 2008 年于江南大学获得博士学位, 现为江南大学教授, 主要研究方向为智能网络组建和信道数据的网络化应用。

E-mail: ningning801108@163.com

Qin Ningning (Corresponding author) received her B. Sc. degree and Ph. D. degree both from Jiangnan University in 2002 and 2008, respectively. She is currently a professor at Jiangnan University. Her main research interests include intelligent network formation and networked applications of channel data.



宋书林, 2002 年于江南大学获得学士学位, 2005 年于江南大学获得硕士学位, 现为江南大学讲师, 主要研究方向为软件无线电和无线网络定位。

E-mail: songshulin@jiangnan.edu.cn

Song Shulin received his B. Sc. degree and M. Sc. degree both from Jiangnan University in 2002 and 2005, respectively. He is currently a lecturer at Jiangnan University. His main research interests include software defined radio and wireless network positioning.