

苏奎, 于曦, 芦思宇. 基于 RSS 指纹的室内定位方法[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(10): 158-163. DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24050301

## 基于 RSS 指纹的室内定位方法

苏奎, 于曦, 芦思宇

(牡丹江医学院 医学影像学院, 黑龙江 牡丹江 157011)

**摘要:** 随着智能手机和 WiFi 设备变得日益普及, 室内定位技术, 特别是基于 WiFi 接收信号强度 RSS 的指纹定位方法在不断进步。K 近邻算法是目前普遍应用在 RSS 指纹定位的快捷有效算法。这种方法因其成本效益低和易于部署的特性而备受青睐。然而室内环境复杂多变, 多径效应、障碍物遮挡等问题常常导致 RSS 信号出现显著误差, 影响定位精度。为提高其鲁棒性和准确性, 在研究 K 近邻算法的同时通过滤波预处理、改进权重因子和加入冗余动态数据库等方式对原有方法进行改进。实验结果显示改进方法提高了楼层定位的准确性, 并降低了平均定位误差。

**关键词:** 机器学习; 室内定位; 指纹匹配; RSS

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2024)10-0158-06

### Indoor positioning method based on RSS fingerprint

SU Kui, YU Xi, LU Siyu

(School of Medical Imaging, Mudanjiang Medical University, Mudanjiang 157011, Heilongjiang, China)

**Abstract:** As smartphones and WiFi devices become increasingly popular, indoor positioning technology, especially the method based on WiFi Received Signal Strength fingerprints, is rapidly developing. The K-Nearest Neighbor algorithm is currently a widely used, fast, and effective algorithm for RSS fingerprint positioning. This method is favored for its cost-effectiveness and ease of deployment. However, the complex and variable indoor environment, along with issues such as multipath effects and obstructions, often lead to significant errors in RSS signals, affecting positioning accuracy. To improve its robustness and accuracy, the study improves upon the original method by filtering preprocessing, refining weight factors, and incorporating a redundant dynamic database alongside researching the K-Nearest Neighbor algorithm. Experimental results show that the improved method enhances the accuracy of floor positioning and reduces the average positioning error.

**Key words:** machine learning; indoor positioning; fingerprint matching; RSS

## 0 引言

随着无线通讯技术的快速发展, 定位服务 (Location Based Services, LBS) 展现出强大的商业价值并受到研究者的广泛关注<sup>[1-2]</sup>。在近几年 LBS 在不同的应用场景中得到了推广应用, 向用户提供了包括定位识别<sup>[3-4]</sup>、路径导航<sup>[5-6]</sup> 等在内的多项服务, 满足了各类用户的定位需求。对于室外环境, 全球定位系统的高度成熟已经基本满足了人们对定位精确度的要求<sup>[7]</sup>。而全球导航卫星系统和增强版全球定位系统的出现则进一步提升了室外定位的精确性和应用范围<sup>[8]</sup>。当研究的焦点由室外转向室

内环境时, 由于 GPS 信号的弱化以及室内众多障碍的存在, 现有定位技术的表现往往不尽人意, 难以直接投入使用<sup>[2,9]</sup>。在过去的十年里, 通过探索利用其它技术进行室内位置服务的研究已经取得一定的进展<sup>[2,9-10]</sup>。室内定位技术种类繁多, 包括视频监控技术<sup>[11]</sup>、射频技术<sup>[12]</sup>、超宽带技术<sup>[13]</sup>、惯性导航技术<sup>[14]</sup>、蓝牙技术<sup>[15]</sup>和磁性技术<sup>[16]</sup>等, 这些多元化的方法为未来研究提供了广阔的视角。WiFi 技术由于其低成本、普适性的特点, 已然成为行业领域内重要的技术手段。

现在, 随着智能手机的普及和 WiFi 设备的拓展应用, 室内位置服务得到了加速发展。无处不在的

**基金项目:** 牡丹江市应用技术与开发计划项目 (HT2022JG130)。

**作者简介:** 苏奎 (1981-), 男, 讲师, 主要研究方向: 智能网络。

**通讯作者:** 芦思宇 (2000-), 男, 本科生, 主要研究方向: 智能影像技术。Email: 28907217@qq.com

**收稿日期:** 2024-02-28

WiFi 为公共安全、工业、医疗等领域的室内定位技术应用提供了坚实的基础<sup>[17-18]</sup>。随着机器学习等技术的不断进步, WiFi 接收信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 指纹为基础的室内定位方法已经因其低成本和普遍性而得到更加深入的探索研究<sup>[19]</sup>。然而, WiFi 的接受信号强度在室内环境中极易受到多径干扰的影响, 这可能会导致 RSS 观测中的显著误差<sup>[20]</sup>。为此, 本文对基于 RSS 指纹的室内定位方法进行研究和改进以达到更高的精度和效率。

## 1 基于 RSS 定位基本原理

理想或者接近理想状态下 WiFi 接入点 (Access Point, AP) 的发射信号在没有任何障碍物的空间中传播时, 其主要的衰减来源于波的扩散。随着距离的增加, 波前的面积增加, 导致单位面积上的能量减少, 从而信号强度衰减, 即路径损耗与距离的平方成正比, 与信号频率成正比。因此在定位系统中通过测量不同位置上的接收信号强度值, 可以推算出设备的位置。接收信号强度 (Received Signal Strength, RSS) 是接收器接收到的信号的功率水平, 通常以毫瓦 (mW) 或者分贝毫瓦 (dBm) 为单位来表示。接收信号强度指示 (Received Signal Strength Indicator, RSSI) 是对接收到的信号强度的一种量化表示, 通常由 WiFi 等无线接收器提供。RSSI 是一个相对值, 其具体范围和解释可以根据不同的硬件和厂商而变化, 通常用来表示信号强度的高低。一般情况下 RSS 值与 RSSI 值相同。

在室外环境下由于从 AP 到接收端目标设备的 RSSI 值是可测量的, 使用信号衰减模型 (如自由空间传播模型或其他更复杂的模型) 就可将 RSS 值转换为估算的距离。简单的损耗模型具体如下:

$$RSS_i = RSS_0 - 10\alpha \log \frac{d_i}{d_0} \quad (1)$$

其中,  $d_i$  表示待测量的节点与第  $i$  个接入点 WiFi 设备的距离;  $d_0$  表示进行归一化的平均距离值;  $\alpha$  表示损耗参数;  $RSS_i$  和  $RSS_0$  分别表示待测量的节点与第  $i$  个接入点 WiFi 设备的 RSS 值以及进行归一化的平均距离  $d_0$  的 RSS 值。这个转换考虑了信号强度与距离的关系, 通常信号强度随距离增加而减少。对每个 AP, 可以根据其位置和到目标设备的估算距离来构建一个以目标设备位置为未知数的方程。然后根据多个 AP 提供的方程, 通过几何方法或最小

二乘法等数学技术求解目标设备的位置。

## 2 基于 RSS 的指纹定位

在室内环境中存在大量的反射和散射源, 如墙壁、家具、人体等。这些反射和散射导致同一信号的多个副本通过不同的路径到达接收器从而干扰测量信号的传播时间, 造成定位精度下降。为解决上述问题并提高测量精度, 在室内定位中采用了 RSS 的指纹匹配的方式来进行直接定位。这里的指纹或指纹特征指的是在某一位置接收到的来自所有 AP 的 RSS 集合。指纹特征可以表示为一个多维数据点, 其中每一维对应于一个信号源的 RSSI 值。这个多维数据点可以被看作是在多维特征空间中的一个点, 每个点表示采集指纹时的物理位置。假设某区域共有  $N$  个 AP, 则在区域内的某个位置  $P$  的指纹特征可以表示为:

$$F(P) = [RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_N] \quad (2)$$

其中,  $[RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_N]$  表示一个  $N$  维向量, 向量中的每个元素表示从一个特定的 AP 接收到的信号强度值。

基于 RSS 的指纹定位包括离线采集阶段和在线定位两个阶段, 如图 1 所示。其中, 离线采集阶段也称为训练阶段, 是建立指纹定位系统的基础。该阶段的目标是创建一个包含室内环境中各个参考点的 RSS 指纹数据库。首先对室内环境进行详细分析, 包括空间布局、无线信号覆盖、潜在的信号干扰源等, 用来确定合适的参考点布局。参考点需要均匀分布在整个区域中, 确保无线信号的全面覆盖。在每个参考点使用多台手机等移动设备测量和记录来自周围接入点的 RSSI。为提高数据的准确性和可靠性, 每个参考点重复测量多次并记录平均值。将收集到的所有 RSSI 值及其对应的参考点位置存入数据库, 形成指纹地图。这个数据库将用于在线定位阶段的匹配过程。在线定位阶段是使用离线阶段建立的指纹数据库来实时定位用户设备位置的过程。用户设备在需要定位时测量当前位置周围无线接入点的 RSSI 值。这些实时测量的 RSSI 值构成了当前位置的实时指纹。对实时采集的 RSSI 值进行包括滤波去噪和标准化等预处理后将实时 RSS 指纹与离线阶段构建的指纹数据库进行匹配, 根据匹配算法得出与当前实时指纹最匹配的参考点或位置, 这里的特征提取和匹配算法是其定位核心。

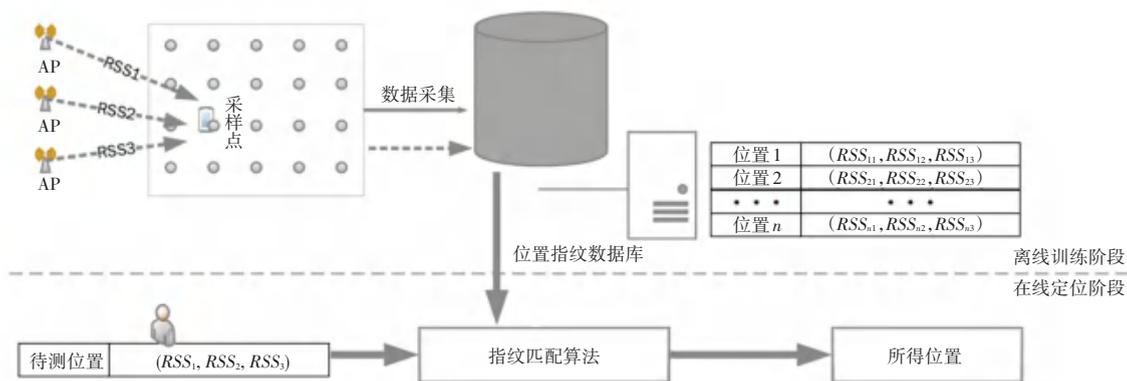


图1 基于RSS的指纹定位方法

Fig. 1 RSS-based fingerprinting location method

### 3 指纹匹配算法

K最近邻(K-Nearest Neighbors, KNN)算法是一种基本分类与回归方法,方法基于这样一个假设:相似的数据点或特征向量相近的数据点往往具有相同的输出类别或相似的输出值。即一个样本的类别可以通过其周围最近邻的样本的类别来预测。KNN算法需要计算当前测量到的无线信号强度向量与数据库中存储的指纹向量之间的相似度,这种相似度可以在定位过程中找到与当前位置最匹配的指纹,进而确定设备的位置。研究通过计算当前位置的信号强度向量与数据库中每一个指纹向量的欧氏距离来找到最匹配的指纹,欧式距离的计算公式为:

$$d(\mathbf{p}, \mathbf{q}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{p}$  与  $\mathbf{q}$  分别表示2个信号强度向量;  $n$  是向量的维度,即信号源AP的数量。  $d$  值越小,表示相似度越高。在实际中可以根据式(3)计算出待测点的RSS值(通常是多次测量的平均值)与指纹数据库中各参考点RSS数据值之间的欧式距离。假设某区域共  $n$  个AP,  $m$  个参考点,根据式(2)有某待测点  $\mathbf{F}(P) = [RSSI_1, RSSI_2, \dots, RSSI_n]$ , 离线指纹数据库指纹数据  $\mathbf{F}(P_i) = [RSSI_{i1}, RSSI_{i2}, \dots, RSSI_{in}]$ ,  $i \in [0, 1, \dots, m-1]$ 。根据式(3)可推得  $\mathbf{F}(P)$  到各参考点欧式距离最小值:

$$\min(d(P, P_i)) = \min\left\{\sqrt{\sum_{j=1}^n (RSSI_j - RSSI_{ij})^2}\right\} \quad (4)$$

根据比较排序求得待测点到参考点欧式距离最小的参考指纹后,可按照同样方式找出前  $K$  个欧式距离最小的参考点。计算这  $K$  个参考点的平均位置坐标,或者根据距离进行加权平均,得到待定位点的预测位置。假设通过式(4)已求得前  $K$  个参考点位置  $loc_i$ ,  $i \in (1, 2, \dots, k)$ , 则最终待测点  $Fin(P)$  为:

$$Fin(P) = \frac{\sum_{i=1}^k loc_i}{K} \quad (5)$$

算法在基于RSS的室内定位系统中有其独特的优点的同时,也存在一些不可忽视的不足。首先算法的性能在很大程度上受到室内环境因素的影响,如多径效应、障碍物遮挡等。这些因素会导致RSS值出现波动,从而影响定位准确性。算法可能会对噪声和异常值较为敏感,特别是当  $K$  值较小时,异常的RSS值可能会导致错误的定位结果。同时,  $K$  值的确定同样影响定位的准确性和鲁棒性。

### 4 改进方法

为解决噪声和异常值问题,改进算法首先进行数据清洗和预处理,将噪声和异常值等过滤掉以解决其带来的干扰。通过对原始算法采用加权策略提高其鲁棒性和准确性。通过额外的动态数据库修正来减小多径效应和障碍物遮挡带来的误差。

首先改进采用高斯滤波的方式对数据进行预处理来减少由于多径效应、临时遮挡等因素引起的信号波动,从而提高定位的准确性和稳定性,推得的公式为:

$$y = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

其中,  $x$  表示输入变量;  $y$  表示输出变量;  $\sigma$  表示标准差。

对于式(5),在前述公式不变的情况下引入权重因子  $\omega_i$  和无限接近于零的小数  $\epsilon$ ,采用加权的方式来提高其鲁棒性和准确性,具体如下:

$$Fin(P) = \frac{\sum_{i=1}^k loc_i(\omega_i + \epsilon)}{\sum_{i=1}^k \omega_i + \epsilon} \quad (7)$$

其中, 权重因子  $\omega_i$  可以用如下公式来描述:

$$\omega_i = \frac{1}{(d(P, P_i))^p} \quad (8)$$

$$\sum_{i=1}^k \frac{1}{d(P, P_i)^p}$$

其中,  $p$  表示用于计算邻居权重的距离的倒数中的幂指数, 决定了邻居距离对权重的影响强度。 $p$  值越大, 距离较近的邻居对最终估计的影响越大, 而远处的邻居影响则越小。

为了减小多径效应和障碍物遮挡带来的误差, 研究采用了冗余的数据库的思路, 即在原始数据库之外将计算过的待测点和相应指纹信息纳入冗余动态数据库中作为参考点和其指纹信息。并定时计算原数据库中参考点和冗余动态数据库中参考点和其

指纹的一致性: 假设有冗余动态数据库中某参考点  $\bar{q}$  及在对应原始数据库中对应的和点  $\bar{q}$  足够近的点  $p$ , 用公式可表示为  $|L(p) - L(\bar{q})| < \varepsilon$ , 由此计算得到的指纹信息差值:

$$\sqrt{\sum_{i=1}^n (RSSI(p)_i - \overline{RSSI(q)}_i)^2} < \delta \quad (9)$$

当式(9)不成立时, 说明原始数据库中的指纹信息和动态冗余数据库中的指纹数据可能由于障碍物遮挡等带来了结果的不一致。将动态冗余数据库中的对应点设置为敏感点, 并定时人工修正其参考点信息, 将该点信息加入到原始数据库中。改进算法的总体执行流程如图 2 所示。

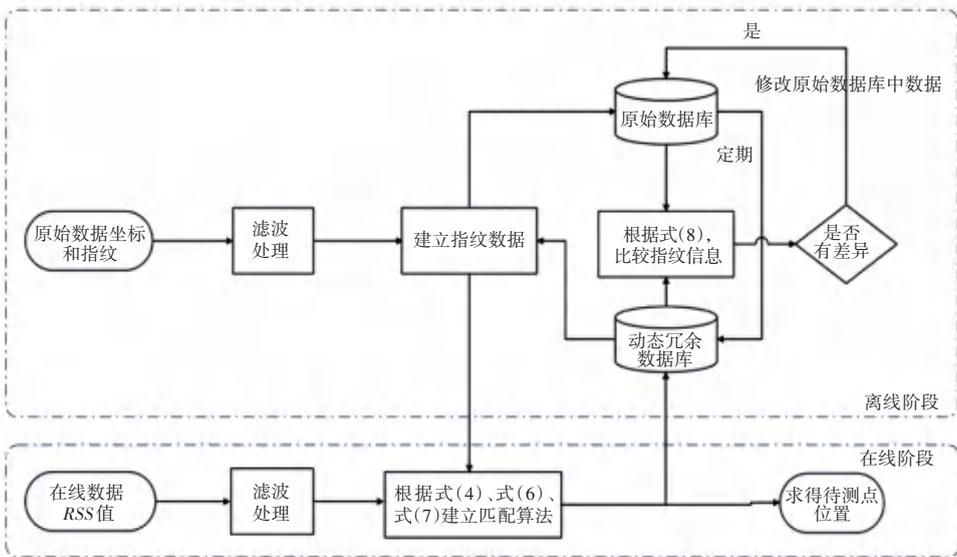


图 2 改进算法的执行流程图

Fig. 2 Flowchart of improved algorithm execution

## 5 实验仿真

### 5.1 实验环境

总体实验配置见表 1。

表 1 实验配置

Table 1 Experimental environment

环境	配置
CPU	AMD Ryzen 5 2600 Six-Core processor
内存	16 G DDR4
显卡	Nvidia GeForce GT 1030
操作系统	Windows 10
Python 版本	3.11
集成测试环境	Pycharm
数据集	ujiindoorloc

实验采用 ujiindoorloc 数据包进行测试<sup>[21]</sup>。数据集的核心是来自多个 WiFi 接入点的 RSSI 值。每个样本包含了从一个位置点检测到的所有可见 WiFi 接入点的信号强度值。这些值通常以分贝毫瓦 (dBm) 为单位, 并且可能包括大量的特征列, 每列代表一个特定接入点的 RSSI 值。该数据包分为 2 个部分: 训练集 trainingData.csv 和验证集 validationData.csv。其中, trainingData.csv 相当于离线原始数据库。该数据集的这一部分通常包含了从不同位置、不同时间、以及使用不同设备收集的 WiFi 信号强度指示数据以及对应的位置信息, 如建筑物 ID、楼层、空间 ID 等。validationData.csv 则用于数据验证, 其中的每条数据相当于待测点和其指纹信息。

## 5.2 实验结果

实验用训练集 `trainingData.csv` 模拟原始数据库数据,并构建冗余动态数据库 `trainingData-.csv`。在 Python 编程语言下有支持高斯滤波的 Scipy 科学计算包下的 `scipy.ndimage.gaussian_filter()` 方法来直接使用。用 Python 软件库中的 `pandas` 读取 `data` 数据,用 `pandas.DataFrame.iloc` 提取特征,包括 `RSSI` 指纹信息以及经纬度和楼层信息等。用机

器学习软件库 `sklearn` 进行原始算法的匹配。在改进算法的实验中继承和修改 `sklearn` 的 `KNeighborsRegressor` 方法对原始算法进行改进。最后,实验用 `matplotlib` 进行可视化分析。图 3 展示了用 `validationData.csv` 中的数据测试得到的直观结果(算法中的  $k$  取值为 5)。由图 3 可以大致看出,改进方法比原始算法的定位精度更高。

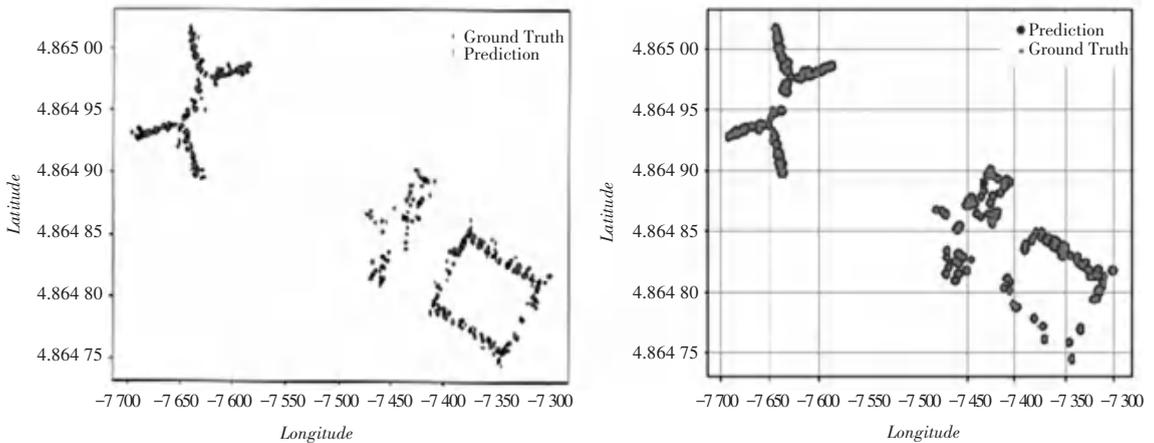


图 3 原始算法与改进方法的直观对比

Fig. 3 Intuitive comparison between the original algorithm and the improved method

表 2 对比了原始算法和改进算法的定位误差(平均误差和误差概率范围)、建筑命中率和楼层命中率以及所用时间。改进算法在平均误差和误差小

于 10 m 占比上均优于原始算法,在建筑命中率和楼层命中率上相较原始算法有小幅提高。计算时间上则稍逊于原始算法。

表 2 平均误差、建筑楼层命中率和计算时间对比图

Table 2 Comparison chart of average error, building floor hit rate and calculation time

算法	平均误差/m	建筑命中率/%	楼层命中率/%	误差小于 10 m 占比/%	计算平均时间/s
原始算法	1.4(±7.8)	97.8	97.6	97.1	27
改进方法	1.1(±6.9)	98.8	98.5	98.2	30

## 6 结束语

本文通过滤波预处理、改进权重因子和加入冗余动态数据库等方式对原有 K 近邻指纹匹配方法进行改进以提高鲁棒性和精度。实验表明改进方法相较原始算法在定位的平均误差上提高近 20%。尽管改进方法相较目前深度学习的各种方法依然有很大差距,但改进算法在提高精度的同时计算相对简单,计算成本较低且无需大量训练数据,对于小规模或简单的室内定位系统仍非常适用。

## 参考文献

[1] SADOON B, AL-BAYARI O. LBS and GIS technology combination

and applications [C]//2007 IEEE/ACS International Conference on Computer Systems and Applications. Amman, Jordan: IEEE, 2007: 578-583.

[2] 苏素燕,陈金旺,王林芳,等. 室内外定位技术综述[J]. 智能计算机与应用,2023,13(10):179-183.

[3] VAIDWAN H, SETH N, PARIHAR A S, et al. A study on transformer - based object detection [C]//2021 International Conference on Intelligent Technologies (CONIT). Hubli, India: IEEE, 2021: 1-6.

[4] LI Y, MIAO N, MA L, et al. Transformer for object detection: Review and benchmark[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 126: 107021.

[5] 杨智璇,刘辉. 基于轻量化定位的地下停车场导航路径优化研究[J]. 价值工程,2022,41(26):121-123.

[6] 吴冠朋,杨丽娜. 基于穷举算法优化的医院区域导航路径选择[J]. 智能计算机与应用,2023,13(4):178-180.

[7] CUMMINS C, ORR R, O'CONNOR H, et al. Global positioning

- systems (GPS) and microtechnology sensors in team sports: A systematic review[J]. *Sports Medicine*, 2013, 43: 1025-1042.
- [8] 宁津生, 姚宜斌, 张小红. 全球导航卫星系统发展综述[J]. *导航定位学报*, 2013, 1(1): 3-8.
- [9] 裴凌, 刘东辉, 钱久超. 室内定位技术与应用综述[J]. *导航定位与授时*, 2017, 4(3): 1-10.
- [10] 陈锐志, 陈亮. 基于智能手机的室内定位技术的发展现状和挑战[J]. *测绘学报*, 2017, 46(10): 1316-1326.
- [11] 罗嘉贝. 基于多源视频信息的室内人员定位、跟踪与轨迹重建[D]. 上海: 华东师范大学, 2023.
- [12] 周凯. 基于射频技术的室内三维定位技术研究[J]. *计算机测量与控制*, 2022, 30(6): 279-286.
- [13] 张雨桐, 刘永艳, 杨凡, 等. 基于 UWB 技术的车辆定位系统设计与实现[J]. *智能计算机与应用*, 2022, 12(8): 190-195.
- [14] 周宝定, 胡超, 孙超, 等. 一种 Wi-Fi RTT/数据驱动惯性导航行人室内定位方法[J]. *测绘通报*, 2024(4): 76-82.
- [15] 魏军, 罗恒, 倪启东, 等. 蓝牙室内定位算法优化方法[J]. *苏州科技大学学报(自然科学版)*, 2023, 40(2): 78-84.
- [16] 龚卿青. 室内运动物体的磁场定位技术[D]. 太原: 中北大学, 2022.
- [17] 毕道玲. 基于 WiFi 技术的井下无线通讯系统在工业以太网上的应用[J]. *网络安全技术与应用*, 2022(9): 84-86.
- [18] 包晨露, 杨永杰, 王志亮, 等. 基于无线唤醒方式的车间人员活动信息监测系统[J]. *软件*, 2022, 43(1): 23-28.
- [19] 张翼翔. 基于商用 Wi-Fi 信道状态信息的手语识别的方法研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.
- [20] 关沧海, 王明亮, 赵忠海. 基于卡尔曼滤波的 Wi-Fi/PDR 融合室内定位方法研究[J]. *测绘与空间地理信息*, 2023, 46(S1): 262-265, 272.
- [21] TORRES-SOSPEDRA J, MONTOLIU R, MARTÍNEZ-USÓ A, et al. UJIIndoorLoc: A new multi-building and multi-floor database for WLAN fingerprint-based indoor localization problems [C]//2014 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN). Busan, Republic of Korea: IEEE, 2014: 261-270.