



# 计算机科学

COMPUTER SCIENCE

## 自适应指纹子空间匹配WiFi定位算法

陈立久, 王珂, 李鹏, 张正鹏, 邓甘霖, 张治胜

### 引用本文

陈立久, 王珂, 李鹏, 张正鹏, 邓甘霖, 张治胜. [自适应指纹子空间匹配WiFi定位算法](#)[J]. 计算机科学, 2024, 51(11A): 231000172-6.

CHEN Lijiu, WANG Ke, LI Peng, ZHANG Zhengpeng, DENG Ganlin, ZHANG Zhisheng. [Adaptive Fingerprint Subspace Matching WiFi Location Algorithm](#) [J]. Computer Science, 2024, 51(11A): 231000172-6.

---

## 相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

### [局部结构自适应的线性投影方法研究](#)

Study on Linear Projection Method for Local Structure Adaptation

计算机科学, 2024, 51(11A): 240100054-7. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240100054>

### [基于图卷积网络的糖尿病视网膜病变分级模型](#)

Grading Model for Diabetic Retinopathy Based on Graph Convolutional Network

计算机科学, 2024, 51(11A): 231000042-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231000042>

### [基于多模态数据与融合深度网络的自动睡眠分期方法](#)

Automatic Sleep Staging Based on Multimodal Data and Fusion Deep Network

计算机科学, 2024, 51(11A): 231100160-6. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.231100160>

### [基于关键点密度优化的ORB算法](#)

ORB Algorithm Based on Key Point Density Optimization

计算机科学, 2024, 51(11A): 240300048-5. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.240300048>

### [基于Bert和自适应聚类的在线日志解析方法](#)

Online Log Parsing Method Based on Bert and Adaptive Clustering

计算机科学, 2024, 51(11): 65-72. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.230900161>

# 自适应指纹子空间匹配 WiFi 定位算法

陈立久<sup>1</sup> 王珂<sup>2</sup> 李鹏<sup>1</sup> 张正鹏<sup>1</sup> 邓甘霖<sup>1</sup> 张治胜<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 湘潭大学自动化与电子信息学院 湖南湘潭 411100

<sup>2</sup> 北京宇航系统工程研究所 北京 100010

(1208632057@qq.com)

**摘要** 传统的无线保真(WiFi)指纹匹配算法中,由于信号波动而导致的偏远邻近点与环境中物体对接入点(AP)信号遮挡等因素都会严重影响定位精度。针对这一问题,本文提出了一种自适应指纹子空间匹配定位算法。根据不同 AP 的组合将指纹库和测试指纹划分子空间,在每个子空间中利用欧氏距离之间的差值设置性能最优的临界值,筛选出最邻近的  $K$  个参考点;采用加权  $K$  近邻法进行粗定位,排除来自偏远邻近点带来的误差;最后整合各个子空间粗位置的估计值,采用平均滤波进行精确定位。实验结果表明,与传统的 WiFi 指纹匹配算法相比,所提算法有效减少了偏远邻近点和 AP 遮挡对定位精度的影响,增强了 AP 对不同位置的约束性,提高了 WiFi 定位系统的精度和鲁棒性。

**关键词:** 信号强度;子空间;临界值;自适应;指纹匹配

**中图分类号** TN92

## Adaptive Fingerprint Subspace Matching WiFi Location Algorithm

CHEN Lijiu<sup>1</sup>, WANG Ke<sup>2</sup>, LI Peng<sup>1</sup>, ZHANG Zhengpeng<sup>1</sup>, DENG Ganlin<sup>1</sup> and ZHANG Zhisheng<sup>1</sup>

<sup>1</sup> College of Automation and Electronic Information, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411100, China

<sup>2</sup> Beijing Aerospace Systems Engineering Research Institute, Beijing 100010, China

**Abstract** In traditional wireless fidelity(WiFi) fingerprint matching algorithms, factors such as remote proximity points caused by signal fluctuation and the occlusion of access point(AP)signals by objects in the environment will seriously affect the positioning accuracy. To solve this problem, this paper proposes an adaptive fingerprint subspace matching positioning algorithm. According to the combination of different APs, the fingerprint database and the test fingerprint are divided into subspaces. In each subspace, the difference between Euclidean distances is used to set the optimal critical value of performance, and the nearest  $K$  reference points are selected. The weighted  $K$ -nearest neighbor method is used for coarse positioning to eliminate the error caused by remote neighboring points. Finally, the estimated value of coarse position in each subspace is integrated, and the average filter is used for precise positioning. Experimental results show that, compared with the traditional WiFi fingerprint matching algorithm, the proposed algorithm effectively reduces the impact of remote proximity points and AP occlusion on the positioning accuracy, enhances the constraint of AP on different positions, and improves the accuracy and robustness of the WiFi positioning system.

**Keywords** Signal intensity, Subspace, Critical value, Self-adaption, Fingerprint matching

随着科学技术的不断发展,无线通信技术与互联网的不断进步,基于位置服务(Location Based Service, LBS)对定位的精度要求越来越高。在室外定位中,北斗卫星导航系统(BeiDou navigation satellite System, BDS)和全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)等已取得优越的效果,但在建筑物的遮挡和信号干扰等因素的影响下,它们无法进行室内定位<sup>[1]</sup>。然而人们 80% 的主要社会活动是在室内进行的,因此追求高精度、可靠性高的室内定位技术的需求也在不断攀升<sup>[2]</sup>。

目前,有关室内定位技术的方法层出不穷,其中典型的室内定位技术主要有射频识别(Radio Frequency Identification, RFID)、蓝牙、超声波、超宽带、惯性导航、WLAN 等<sup>[3-5]</sup>。在特定的环境下,它们都有比较高的定位精度,但也有着各自的缺陷:RFID 定位受到功率的限制,只适合用在近距离的定位中;蓝牙定位所需要的前期工作和设备成本较高;超声波定位受环境的影响非常大,同样成本需求高;超宽带定位所需要设备成本昂贵,无法满足消费级的需求;惯性导航定位在定位中存在累计的漂移误差,随着时间的推进会导误差越来越大;

基金项目:国家自然科学基金(61773330);国家重点研发计划(2020YFA0713501);湖南省自然科学基金(2021JJ50126);湖南省教育厅重点项目(21A0083);空间可信计算与电子信息技术实验室开放基金课题(OBCandETL-2022-04)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61773330), National Key Research and Development Program of China(2020YFA0713501), Natural Science Foundation of Hunan Provincial, China(2021JJ50126), Research Foundation of Education Bureau of Hunan Province, China(21A0083) and Open Fund Project of Space Trusted Computing and Electronic Information Technology Laboratory(OBCandETL-2022-04).

通信作者:李鹏(pengli@xtu.edu.cn)

无线局域网(WLAN)定位容易受到环境的干扰,且前期需要做的准备颇多<sup>[6-7]</sup>。无线保真(Wireless Fidelity, WiFi)室内技术虽然存在着一些缺点,但广泛分布于各种室内环境中的无线局域网为WiFi定位技术提供了低成本且方便实施的条件,使得基于WiFi接收信号强度指示(Received Signal Strength Indicator, RSSI)的指纹匹配定位成为了近年来研究室内定位的热点<sup>[8-9]</sup>。

为了提高WiFi指纹匹配定位的定位精度,近年来,人们针对WiFi指纹匹配的定位精度展开了一系列的研究。文献[10]中提出了一种构造K边形进行优化得到最优K值并进行定位的算法,通过对K值进行改进以提升定位精度的算法。文献[11]中提出了一种将WiFi定位阶段中利用动态子区域限制指纹匹配的区域估计出的定位结果与惯性推算定位的结果进行融合以提升定位精度的算法。文献[12]对融合的方法进行了创新,利用创新的卡尔曼滤波判断和消除异常值并将WiFi指纹匹配与行人惯性推算进行融合定位。此外,文献[13]中采用多种定位方法,通过卡尔曼滤波将WiFi、蓝牙以及行人惯性推算定位的结果进行融合,提高了定位的稳定性,减少来自行人惯性推算累计的漂移误差。

在复杂的室内环境中,不免有物体遮挡导致无线接入点(Access Point, AP)的信号发生波动,从而影响定位系统的精度,且传统的加权K最邻近算法(Weighted K-Nearest Neighbor algorithm, WKNN)中固定的K个邻近点在整个定位系统中适应能力较弱。针对上述问题,本文提出了一种基于自适应指纹子空间匹配的定位算法,利用每个AP各自独有的媒体存取控制位址(Media Access Control address, MAC),划分子空间从而减少来自遮挡物的干扰,增强对位置的约束性;同时将自适应WKNN运用到子空间中,剔除来自偏远邻近点的干扰。

## 1 自适应指纹匹配算法

根据WiFi指纹匹配算法的特性,一般所采用的K邻近法(K-Nearest Neighbor, KNN)以及加权K邻近算法中的K值是固定的,适应能力较弱,在不同的位置进行定位时,最邻近的K个参考点有较大的概率存在距离较远的参考点,会对定位结果造成严重的影响。因此引入自适应K值<sup>[14]</sup>减弱这种影响,本文自适应K值的选取依据为测试点和指纹库中参考点之间的欧氏距离与它们之间最小的欧氏距离的差,与临界值进行比较,选出K个最邻近的参考点。自适应K值选取流程如图1所示。

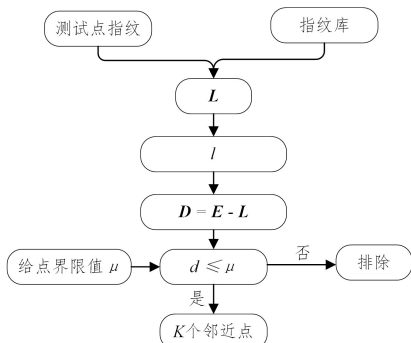


图1 自适应K值选取流程图

Fig. 1 Flow chart of adaptive K value selection

图1中, $L$ 为测试点与指纹库中参考点之间的欧氏距离集; $l$ 为 $L$ 中最小的欧氏距离; $D$ 为最小欧氏距离与欧氏距离集中每个距离的差值集; $E$ 为与 $L$ 的行列数相同的同行矩阵,其中的元素都是由1组成; $d$ 为 $D$ 中的元素; $\mu$ 为临界值。

由图1可知,通过使用最近邻法求出测试点与K个参考点之间的欧氏距离 $L$ 并找出欧氏距离中最小的欧氏距离 $l$ ,然后求出最小欧氏距离与各参考点欧氏距离之间的差值 $d$ ,设置最优性能的临界值 $\mu$ ,通过判别式 $d \leq \mu$ 进行判断。若成立,则这个参考点被筛选为邻近点;若不成立,则剔除参考点,通过判断所有参考点之间的差值,找到最合适的K个邻近点,最后利用欧氏距离倒数加权的方式求出测试点的估计坐标。

## 2 自适应指纹子空间匹配定位算法

自适应指纹子空间匹配定位采用多AP进行定位,每个AP都有唯一的MAC地址,对不同的位置都有一定的约束性,多AP相对于单AP来说约束性更强。在指纹子空间<sup>[15]</sup>定位中,假设总共有 $m$ 个AP,选取其中 $(m-1)$ 个AP,作为1个子集(子空间)。通过排列组合,可以得到 $C_m^{m-1}$ 个子空间,在每个子空间使用自适应加权K邻近法估计出位置,最后整合所有子空间的位置得出最终的定位位置。

### 2.1 子空间建立

离线建库阶段,指纹库里面的数据可以表示为:

$$S_i = [T_i \ R_i] = [x_i \ y_i \ s_1 \ s_2 \ \dots \ s_m] \quad (1)$$

$$T_i = [x_i \ y_i] \quad (2)$$

$$R_i = [s_1 \ s_2 \ \dots \ s_m] \quad (3)$$

其中, $T_i$ 为第 $i$ 个参考点的空间位置; $R_i$ 为在第 $i$ 个参考点的信号强度RSSI; $s_m$ 为接收到第 $m$ 个AP的RSSI。

根据排列组合可以将由 $m$ 个AP构成的指纹库构建成 $C_m^{m-1}$ 个由 $(m-1)$ 个AP组成的子指纹库,子指纹库可表示为:

$$\begin{bmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_1 & s_2 & \dots & s_{(m-1)} \\ s_1 & s_3 & \dots & s_m \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ s_2 & s_3 & \dots & s_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $P_i$ 为第 $i$ 个子指纹库,共有 $C_m^{m-1}$ 个子指纹库。

在线定位阶段的位置子指纹是指首先将 $t$ 位置所接收到的各个AP的RSSI信号强度构成位置指纹,设当前的位置指纹为:

$$R_t = [o_1 \ o_2 \ \dots \ o_m] \quad (5)$$

其中, $R_t$ 为在 $t$ 位置接收到的位置指纹; $o_m$ 为接收到的第 $m$ 个AP的RSSI。

通过与子指纹库相应的排列组合,将当前的位置指纹构建成 $C_m^{m-1}$ 个位置子指纹,表示为:

$$\begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ \vdots \\ U_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} o_1 & o_2 & \dots & o_{(m-1)} \\ o_1 & o_3 & \dots & o_m \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ o_2 & o_3 & \dots & o_m \end{bmatrix} \quad (6)$$

其中, $U_i$ 为第 $i$ 个位置子指纹,共有 $C_m^{m-1}$ 个位置子指纹。

### 2.2 子空间自适应粗定位

通过划分的子空间,在每个子空间中进行粗定位,利用在不同测试点所接收到的RSSI构建位置子指纹,测试点与子

指纹库中每个参考点之间的欧氏距离表示为式(7),再对所有的欧氏距离进行排序,按照由小到大的顺序,选出最小的欧氏距离  $l$ 。

$$h_i = \sqrt{(s_i - o_i)^2} \quad (7)$$

其中,  $h_i$  为第  $i$  个测试点的位置子指纹与子指纹库之间的欧氏距离;  $o_i$  为第  $i$  个测试点接收到的信号强度;  $s_i$  为第  $i$  个子指纹库中各参考点的 RSSI。

每个参考点欧氏距离与最小欧氏距离之间的差值为:

$$\mathbf{D} = \mathbf{L} - \mathbf{E} \quad (8)$$

其中,  $\mathbf{D}$  为最小欧氏距离与每个参考点欧氏距离的差值;  $\mathbf{L}$  为由  $h_i$  组成的欧氏距离矩阵;  $\mathbf{E}$  为与  $\mathbf{L}$  的行数和列数相同的同行矩阵,其中的元素都由 1 组成。

最后通过与临界值  $\mu$  进行比较,选出最近的  $K$  个邻近点作为自适应指纹匹配算法的邻近参考点。选取差值小于界限值的参考点作为邻近点,自适应产生的  $K$  个邻近点用于 WKNN 算法,估计位置的坐标的函数表达式为:

$$(\hat{x}, \hat{y}) = \frac{\sum_{i=1}^k \frac{1}{h_i} \cdot (x_i, y_i)}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{h_i}} \quad (9)$$

其中,  $(\hat{x}, \hat{y})$  为估计的位置坐标;  $(x_i, y_i)$  表示选取的  $K$  个邻近参考点坐标。

### 2.3 自适应指纹子空间匹配定位

通过之前划分好的子空间,使用自适应 WKNN 算法在

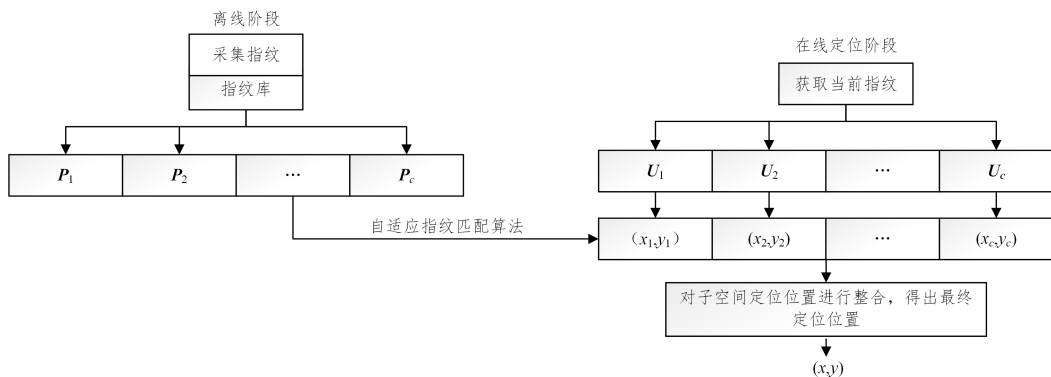


图 2 自适应指纹子空间匹配定位流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive fingerprint subspace matching and location

在离线阶段将所采集到的指纹构建成一个总指纹库,对不同 AP 的组合构建子指纹库,如  $P_1, P_2, \dots, P_c$  等;在线定位阶段将当前位置所获取的指纹按照同样的组合构建子指纹,如  $U_1, U_2, \dots, U_c$  等,相同 AP 组合的指纹库与子指纹构成子空间。在每个子空间中使用自适应指纹匹配算法进行粗定位,最后采用平均滤波对每个子空间的粗位置处理,进行精确定位。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验环境建立

为验证基于自适应指纹子空间匹配定位算法的性能,在一个面积约为  $14\text{m} \times 18\text{m}$  的办公室中布置了 6 个 AP,并且进行数据采集。环境 AP 布置如图 3 所示,6 个 AP 分别布置在房间的 4 个角以及房间两边的中心位置,使用  $A_1, A_2, \dots, A_6$  表示 6 个 AP,以  $1\text{m} \times 1\text{m}$  网格为间隔进行参考点数据采集,共采集 266 个参考点的 RSSI 作为指纹库。选取了 90 个

每个子空间中进行定位,计算得到  $C_m^{-1}$  个粗定位位置,对这些子空间的粗定位位置进行整合,采用平均滤波进行精确定位。

$$(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{x}, \hat{y}) \quad (10)$$

其中,  $(x, y)$  为自适应指纹子空间匹配定位的最终定位位置,  $n$  表示邻近点的个数,共有  $C_m^{-1}$  个。采用平均滤波的方式将各个子空间定位出的粗位置进行整合,减少子空间中粗位置过大或过小的影响。

## 3 自适应指纹子空间匹配定位算法流程

本文所提出的自适应指纹子空间匹配定位算法的算法框架如图 2 所示,流程主要分为:离线建库阶段,采集和处理在整个目标区域接收到各个 AP 的 RSSI,将其储存在总指纹库中,并构建子指纹库,也即子空间;使用自适应指纹匹配算法分别在每个子空间中进行粗定位,定位时采用自适应的方法,减少来自偏远的邻近点对定位的干扰;最后对每个子空间的定位坐标进行整合,估计出最终的定位坐标。子空间是由多个 AP 构成,使用子空间进行定位,即使有某个 AP 的信号被物体遮挡而产生信号波动,通过子空间的融合,也可以减少环境中物体对 AP 信号的遮挡而导致的信号干扰,并且对位置的约束性有较好的增强作用。自适应指纹子空间匹配定位流程图如图 2 所示。

测试点位置,并采集其 RSSI 进行算法验证。

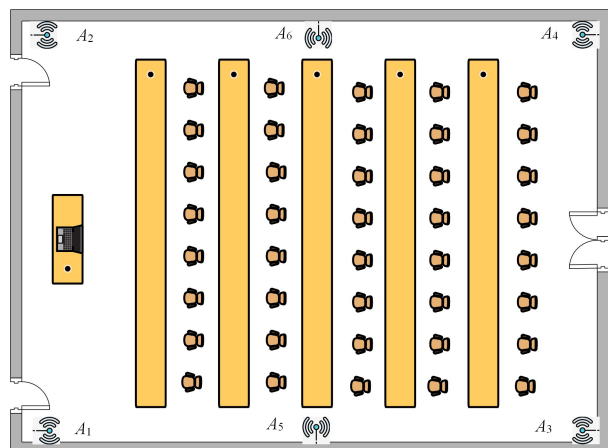


图 3 环境场景图

Fig. 3 Environment scene diagram

## 4.2 自适应加权 K 近邻法临界值的选择

在使用 K 邻近法和加权 K 近邻法等传统算法进行指纹匹配定位时, K 值的选取非常重要。K 值的不同对指纹匹配定位的有非常大的影响, 选取合适的 K 值, 会极大地提高定位的精度。在使用传统的近邻法进行定位时, 每次定位所选取的 K 个邻近点是相同的, 但是每次所选的 K 个邻近点不一定合适, 因此本文选取自适应的方法, 通过设定临界值, 在每次定位中都选取不同的 K 值, 对每次定位的 K 值进行改进, 因此临界值的选取至关重要。由于本文所使用的自适应方法是通过临界值来判定测试点和各参考点之间的最小欧氏距离与其他参考点欧氏距离的差值, 所以本文选取的临界值是整数, 临界值分别试用 1, 2, 3, 4 对 90 个测试点使用自适应加权 K 近邻法进行定位验证, 根据测试点的实际位置, 计算其与定位点之间的误差, 观察在不同界限值的条件下的平均误差和累计误差达 50% 以及 90% 时的误差, 如表 2 所列。各临界值定位误差曲线如图 4 所示。估计这些测试点定位误差的概率密度, 得到测试点累计误差概率分布曲线图, 如图 5 所示。

表 1 各临界值误差比较

Table 1 Error comparison of each critical value

界限值/ (dB · m)	平均 误差/m	累计误差达 50%时的误差/m	累积误差达 90%时的误差/m
1	2.17	2.18	3.51
2	1.85	1.63	3.52
3	1.64	1.52	3.00
4	1.94	1.79	3.71

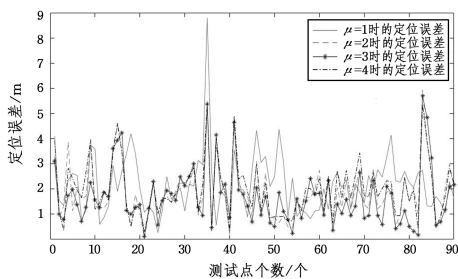


图 4 定位误差曲线图

Fig. 4 Positioning error curve

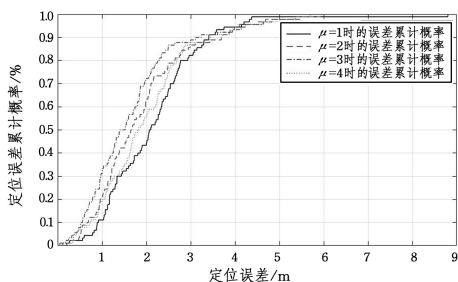


图 5 累计误差概率分布曲线图

Fig. 5 Cumulative error probability distribution curve

通过观察单个误差和误差累积分布图可知, 在临界值  $\mu=1$  时的性能是最差的, 这是因为临界值取 1, 就非常接近于使用最邻近法, 则只会取最接近于测试点的参考点, 而这些参考点和测试点的信号强度极有可能受到环境等因素的影响, 因此可能导致位置发生偏移; 当临界值取 1 时, 有部分测试点在验证时, K 值极有可能取 1, 出现较大误差点时就没有其他

的邻近参考点将位置修正回来。表 1 中的的平均误差和累计误差达 50% 以及 90% 时的误差显示, 当临界值  $\mu$  取 3 时, 其误差相对于其他的临界值都有较大的提升。在定位误差曲线图和累计误差分布图中可以看出, 定位误差曲线和的误差累积分布曲线与其他临界值时的曲线相比,  $\mu=3$  时的效果更好, 误差更小, 因此在本文中临界值  $\mu$  取值为 3。

## 4.3 基于自适应指纹子空间匹配定位算法

在实际的定位环境中, 由于室内环境具有复杂性, 因此物体对 AP 的信号遮挡会产生干扰。本次实验分成了 2 个部分, 一是对实验环境中的 2 个 AP 进行遮挡, 在测试点接收不到这 2 个 AP 信号的环境下, 比较自适应指纹子空间匹配定位算法与传统算法定位效果; 二是没有物体对 AP 信号进行遮挡干扰时自适应指纹子空间匹配定位算法的定位效果与传统算法的比较。在进行自适应指纹子空间匹配定位之前, 首先需要确定最优性能的临界值取值, 此外, 还需要对子空间的大小进行选取。

实验一 AP 有遮挡的情况。在 2 个 AP 信号被遮挡的环境下, 有 4 个 AP, 通常情况下, AP 越多, 对位置的约束性越强。为了在子空间的估计位置有较高的精度, 在每一个子空间中划分 3 个 AP, 通过排列组合可得到  $C_3^4$  个子空间, 在每个子空间中采用自适应 WKNN 算法进行粗定位, 最后采用平均滤波得出最终的定位位置。遮挡实验是为了验证在 2 个 AP 信号被遮挡的环境下, 自适应指纹子空间匹配定位算法与传统算法的优越性。表 2 列出了在对 2 个 AP 进行干扰的情况下, 采用自适应指纹子空间匹配定位算法与传统算法的平均误差和累计误差达 50% 以及 90% 时的误差。图 6 和图 7 分别展示了定位误差曲线图和累计误差概率分布曲线图。

表 2 定位算法误差对比

Table 2 Error comparison of positioning algorithms

匹配算法	平均误差	累计误差达 50%时的误差	累积误差达 90%时的误差
KNN	2.70	2.16	5.01
WKNN	2.54	2.23	4.63
本文算法	1.97	1.87	3.36

通过实验结果可以看出, 当对 AP 信号进行干扰时, 会对定位的结果产生严重的影响, 导致定位的误差较大。观察表 3 的平均误差、累计误差达 50% 以及 90% 时的误差可知, 采用自适应指纹子空间匹配定位算法的定位误差与传统算法相比, 定位误差更小, 且累计误差达 50% 时的定位误差小于平均误差, 在累计误差达 90% 时的误差中, 自适应指纹子空间匹配定位算法的的定位误差为 3.36m, 定位效果有了比较大的提升。通过对图 6 的定位误差曲线图进行观察分析可知, 自适应指纹子空间匹配定位算法在大部分位置的定位误差曲线要低于传统的定位算法, 且通过图 7 的累计误差概率分布曲线图可以看出, 自适应指纹子空间匹配定位算法的累计误差概率分布曲线与传统算法相比, 定位性能有了明显的提升。在对 2 个 AP 进行信号遮挡的环境中, 采用自适应指纹子空间匹配定位算法的抗干扰性更加优越, 每个 AP 都有各自的 MAC 地址。采用自适应指纹子空间匹配定位算法进行定位与传统算法定位相比, 对位置的约束性更强。

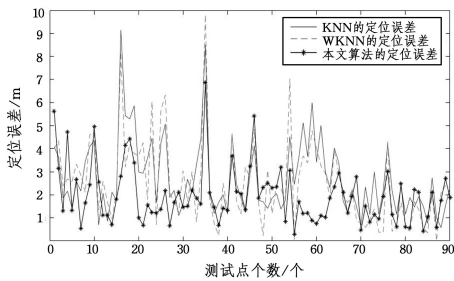


图 6 定位误差曲线图

Fig. 6 Positioning error curve

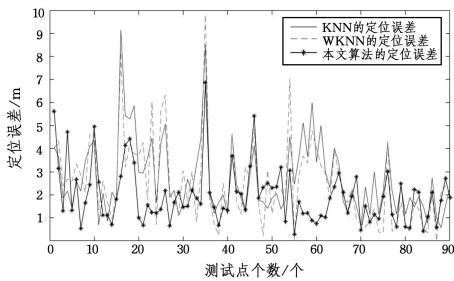


图 7 累计误差概率分布曲线图

Fig. 7 Cumulative error probability distribution curve

实验二 AP 无遮挡的情况。在没有物体对 AP 信号遮挡干扰的情况下,有 6 个 AP。同样,为了提高对位置的约束性,使字空间的估计位置都有较高的精度,在每个子空间中划分 5 个 AP,通过排列组合可得到  $C_5^6$  个子空间。在定位环境中,接收 AP 信号强度时不免会有波动,采用多 AP 进行定位,并不是每个 AP 的信号强度都会产生波动,因此通过子空间的划分,可以在一定程度上减少 AP 信号波动产生的影响,提高定位精度。表 3 列出了本文算法与传统的 K 近邻法(KNN)以及加权 K 近邻法(WKNN)等匹配算法相比,平均误差和累计误差达 50% 以及 90% 时的误差。定位误差曲线图与累计误差概率分布曲线图如图 8 和图 9 所示。

表 3 定位算法误差对比

Table 3 Error Comparison of positioning algorithms

匹配算法	平均误差	累计误差达 50% 时的误差	累计误差达 90% 时的误差
KNN	1.93	1.71	3.62
WKNN	1.84	1.63	3.62
本文算法	1.47	1.37	2.43

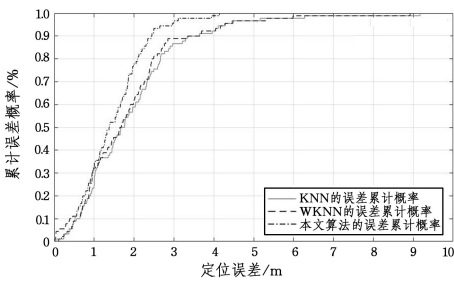


图 8 累计误差概率分布曲线图

Fig. 8 Cumulative error probability distribution curve

在没有 AP 遮挡的情况下,本文提出的基于自适应指纹子空间匹配定位算法相对于传统的匹配算法,对定位位置进行了优化。分析表 3 中平均误差、累计误差达 50% 以及 90%

时的误差可知,本文算法在定位误差方面的效果有了较大的提升,定位精度更准确。通过观察图 8 和图 9 可知,本文算法的累计误差分布曲线和定位误差曲线和传统算法相比定位误差更小,定位效果有明显的提升,定位误差进一步减小。总体来说,本文算法与 KNN 以及 WKNN 等传统算法相比,在减少定位误差方面取得了明显的成效,定位精度分别提升了 24% 和 20%,提高了整个定位系统的定位性能。

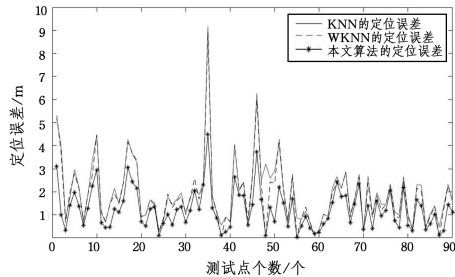


图 9 定位误差曲线图

Fig. 9 Positioning error curve

**结束语** 传统 K 邻近法与加权 K 邻近法中,所选择的 K 个邻近参考点中可能包括了距离真实坐标较远的参考点,这些参考点会对定位精度产生比较大的影响;同时环境中不免会有物体遮掩 AP 信号,从而导致该 AP 的信号发生波动,影响定位结果。基于以上情况,提出了自适应指纹子空间匹配定位方法,引入临界值和子空间,在每次定位时,充分考虑多个 AP 在定位环境中的信号分布,减少来自遮挡物的信号干扰。在每个子空间中进行定位时,首先根据与最小欧氏距离的差值,对 K 值进行修正,进而对定位结果进行优化,将每个字空间的估计位置进行整合得到最终的定位坐标。所提算法有效减少了来自较远邻近点的干扰和遮挡物的信号干扰,加强了对位置的约束性,提高了定位的精度和鲁棒性。

参考文献

[1] LI Z, LIU C, GAO J, et al. An improved WiFi/PDR integrated system using an adaptive and robust filter for indoor localization [J]. ISPRS International Journal of Geo-Information, 2016, 5(12):224.

[2] LIU F, LIU J, YIN Y, et al. Survey on WiFi-based indoor positioning techniques [J]. IET Communications, 2020, 14 (9): 1372-1383.

[3] KUNG H Y, CHAISIT S, PHUONG N T M. Optimization of an RFID location identification scheme based on the neural network [J]. International Journal of Communication Systems, 2015, 28(4):625-644.

[4] MAO Y Y, LV D. Optimization of Fingerprint Localization Algorithm Based on AP-SVM Hybrid Classification [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(7):126-129, 138.

[5] QI J, LIU P. A robust high-accuracy ultrasound indoor positioning system based on a wireless sensor network [J]. Sensors, 2017, 17(11):2554.

[6] YANG K H, HU, X H, et al. A review of indoor positioning technology research [J]. Changjiang Information & Communications, 2018(8):106-109.

- [7] YAN D Y, SONG W, WANG X D, et al. Overview of the Development Status of Indoor Positioning Technology in China[J]. Journal of Navigation and Positioning, 2019, 7(4): 512.
- [8] WU Z, FU K, JEDARI E, et al. A fast and resource efficient method for indoor positioning using received signal strength[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2016, 65(12): 9747-9758.
- [9] QIAN W, LAURI F, GECHTER F. Supervised and semi-supervised deep probabilistic models for indoor positioning problems[J]. Neurocomputing, 2021, 435: 228-238.
- [10] GE X, QU Z. Optimization WiFi indoor positioning KNN algorithm location-based fingerprint[C]// Proceedings of Seventh International Conference on Software Engineering and Service Science. Beijing, China: IEEE, 2016: 135-137.
- [11] LU Q, LIAO X, XU S, et al. A hybrid indoor positioning algorithm based on WiFi fingerprinting and pedestrian dead reckoning[C]// Proceedings of 27th Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communication (PIMRC). Valencia, Spain: IEEE, 2016: 1-6.
- [12] SHI L F, WANG Y, LIU G X, et al. A fusion algorithm of indoor positioning based on PDR and RSS fingerprint[J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(23): 9691-9698.
- [13] YAO H, SHU H, SUN H, et al. An integrity monitoring algorithm for WiFi/PDR/smartphone-integrated indoor positioning system based on unscented Kalman filter[J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2020, 2020(1): 1-25.
- [14] OH J, KIM J. Adaptive K-nearest neighbour algorithm for WiFi fingerprint positioning[J]. ICT Express, 2018, 4(2): 91-94.
- [15] ZHOU R, LU S, CHEN J, et al. An optimized space partitioning Technique to support two-layer WiFi fingerprinting[C]// Proceedings of 2017 IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC). San Francisco, CA, USA: IEEE, 2017: 1-6.



**CHEN Lijiu**, born in 1997, postgraduate, is a member of CCF (No. P1232G). His main research interest is indoor navigation status.



**LI Peng**, born in 1978, postdoctoral, professor, Ph.D supervisor. His main research interests include indoor and outdoor navigation positioning, multi-agent collaborative control.