

引用格式: 杨桂华, 符士宾, 刘志毅, 等. 基于 WIFI 的室内机器人新型定位算法[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(36): 190-194

Yang Guihua, Fu Shibin, Liu Zhiyi, et al. New location algorithms for indoor robots based on WIFI[J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(36): 190-194

自动化技术、计算机技术

基于 WIFI 的室内机器人新型定位算法

杨桂华 符士宾 刘志毅 王 金

(桂林理工大学机械与控制工程学院, 桂林 541004)

摘 要 随着移动终端的飞速发展,对于位置的服务需求越来越方便,WIFI 由于在室内传输距离远、使用方便等优点而被研究者广泛应用于实现室内定位功能中。为了提高室内定位准确度,论文采用 WKNN 算法与改进粒子群算法相结合的混合定位算法,首先应用高斯滤波算法对 WIFI 采集的原始数据进行预处理,离线构建完整的指纹数据库;然后采用 WKNN 算法得到待定位点的估计位置;最后应用改进粒子群算法,实现对待定位点的精确定位。经过实验测试证明,所采用的混合定位算法比传统的位置指纹算法在定位精度上有显著的提高。

关键词 WIFI 室内定位 指纹数据库 改进粒子群算法

中图分类号 TP18;

文献标志码 A

现在位置信息具有不可忽视的功劳,人们主要采用 GPS 来获得自身所处的位置信息,但信号会受到室内等建筑物的干扰,从而使定位出现较大误差,不能满足用户的正常体验^[1]。现有室内无线定位系统主要采用红外线定位、蓝牙定位、ZigBee 定位、WIFI 定位等短距离无线技术。随着科学技术的进步和各种电子设备都内置 WIFI 功能,而且现在无线 WIFI 遍布生活中的各个场所,因此基于 WIFI 来获得室内的定位功能越来越便利^[2]。

现采用基于 WIFI 的技术对室内机器人位置定位进行研究。在对现有的基于 WIFI 信号的定位算法分析比较后,由于在定位目标处采集的指纹数据受噪声、终端设备的干扰有一定的随机性,依据 WIFI 信号概率分布特性,采用高斯滤波算法预处理指纹采样数据,增强其有效性,建立完整的离线指纹数据库,然后应用 WKNN 算法对待定位点进行估计定位,随后应用改进粒子群算法在估计定位的基础上进行精确定位,最后通过实验,验证算法的有效性。

1 位置指纹定位原理

位置指纹定位算法是根据在一片区域内的实时

采集的信号特征与整个区域的信号特征相互映射而进行匹配来达到定位的目的。在空间传播中,无线电磁信号随着传播距离和障碍物的阻挡等会发生衰减,从而在每个位置的信号强度都是不同的,不同的位置匹配不同的信号强度就构成了整个区域的指纹特征^[3]。所以,在定位之前采集整个试验区域的指纹特征,构建位置指纹数据库,就如同采集指纹特征数据时,位置间距越小,采集数据的工作量就会越大,定位的精度也会越准确,但是定位算法会变得冗长^[4]。

位置指纹定位方法是在室内确定的各个参考点的位置坐标与 WIFI 的信号强度形成的对应一对一的映射关系。位置指纹定位过程主要分为两个阶段:离线信号采集阶段和在线定位阶段^[5]。

离线信号采集阶段是将区域内每个参考点的位置信息和对应的信号强度信息存入数据库表中形成位置指纹数据库。假设在一个区域内共设置有 m 个参考点, n 个 AP (access point) 发射器,各个参考点在数据库中的指纹为 $\{(RSSI_{i1}, RSSI_{i2}, \dots, RSSI_{in}), (X_i, Y_i)\}$ 。 $RSSI_{in}$ 表示参考点中的第 i 个接收到的从第 n 个 AP 发射器发射到此参考点的信号强度值, (X_i, Y_i) 是此参考点的位置坐标^[6]。在线定位阶段是采用定位匹配算法把在待定位点接收到的来自各个 AP 发射器的信号强度值与位置指纹数据库进行匹配,从匹配结果中找到相似的一个或几个作为待定位点的位置坐标。关于 WIFI 的在室内定位基本流程如图 1 所示^[7]。

2019 年 6 月 16 日收到 国家自然科学基金(61863009)资助
第一作者简介: 杨桂华(1971—),女,汉族,广西兴安人,硕士,副教授。E-mail: 954991219@qq.com。

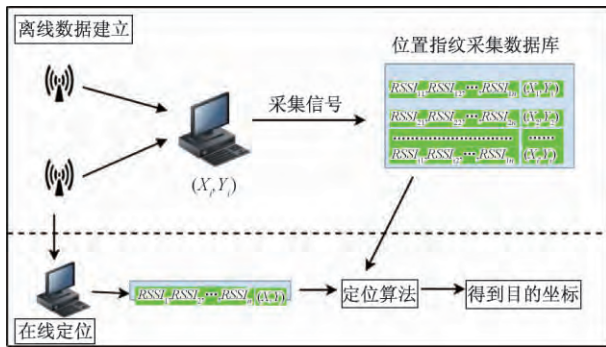


图1 室内定位示意图

Fig. 1 Indoor positioning sketch

2 WIFI 接收信号强度建模

位置指纹数据库的准确性决定着定位的精确度。在同一个参考点采集同一个 AP 发射器的信号强度时可以明显发现信号也是不稳定的,导致其中的一些值是与其他的信号值具有较大的偏差,这些偏差较大的干扰值会大大增加定位的误差^[8]。通过分析采集到的大量的信号强度值,发现这些数据是符合高斯(正态)分布的。所以可以对这些数据进行高斯滤波,去除其中的干扰点,最终获得可靠的数据。

经过分析得到 RSSI 符合正态分布,故:

$$RSSI \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (1)$$

RSSI 的概率密度函数为

$$f(RSSI) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(RSSI-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式(2)中: μ 为 RSSI 的均值; σ 为 RSSI 的标准差。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RSSI_i \quad (3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (RSSI_i - \mu)^2} \quad (4)$$

由标准正态分布转化公式可以求出 $[(RSSI - \mu) / \sigma]$ 是服从标准正态分布的,即

$$\frac{RSSI - \mu}{\sigma} \sim N(0, 1) \quad (5)$$

现对概率阈值取 95%, 通过标准正态分布表可知正态分布参数取值范围为

$$\mu - 1.64\sigma < RSSI < \mu + 1.64\sigma \quad (6)$$

根据高斯滤波的特性, 在 $(\mu - 1.64\sigma, \mu + 1.64\sigma)$ 范围内包含了所有数据的 95%, 所以, 数据在 $(\mu - 1.64\sigma, \mu + 1.64\sigma)$ 之外的, 作为误差数据。由图 2 可以看到把误差数据去除后重新求均值和方差, 得到的高斯概率曲线如图 2 所示。

经过高斯滤波, 把 RSSI 信号中干扰严重的点滤除掉, 把保留下来的 RSSI 值求平均, 得到的均值即为最终存入数据库中的值。

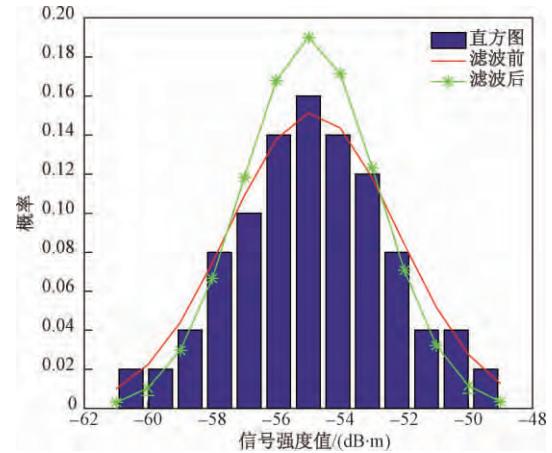


图2 高斯模型、高斯滤波前后拟合 RSSI 数据

Fig. 2 Fitting RSSI data before and after Gaussian model and Gaussian filtering

3 基于位置 RSSI 的定位算法

3.1 指纹数据库的创建

在离线数据采集阶段, 在区域内的每个参考点通过对各个 AP 分别采集 50 次 RSSI, 再对采集到的数据进行高斯滤波处理, 将处理后的数据取均值, 再与位置信息相匹配, 即得到每个参考点对应的位置指纹, 将全部位置指纹存入数据库表中即创建完成整体的指纹数据库。

3.2 加权 K 近邻(WKNN) 算法

3.2.1 NN 算法

NN 算法被称为最近邻算法, 此算法是在待定位点把接收到的各个 AP 的发射数据强度值与数据库进行相应的匹配, 得到与待定位点的欧氏距离最小的参考点的坐标作为待定位点的位置坐标^[9]。欧氏距离计算公式为

$$L_i = \sqrt{\sum_{m=1}^n (RSSI_{im} - RSSI_m)^2} \quad (7)$$

式(7)中: $RSSI_{im}$ 为第 i 个参考点接收到的第 m 个 AP 的 RSSI 的值; $RSSI_m$ 指的是待定位点采集到的第 m 个 AP 的 RSSI。当第 i 个参考点与待定位点接收信号的欧氏距离最小时, 此参考点即作为待定位点的坐标, 即

$$(x, y) = Loc[\min(L_i)] = (x_i, y_i) \quad (8)$$

3.2.2 KNN 算法

KNN 算法又称为 K 近邻算法, 是对 NN 算法的改进, KNN 算法通过找出 $k(k \geq 2)$ 个相似的 RSSI 的欧氏距离最小的参考点, 并把这几个参考点的坐标的平均值作为定位点的坐标, 这样可以提高定位精度, 降低误差, 使定位结果更加精确^[10]。定位点坐标计算公式为

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

式(9)中: (x_i, y_i) 为最小的欧氏距离中 k 个参考点中的第 i 个参考点的坐标。

3.2.3 WKNN 算法

KNN 算法是对 k 个参考点的坐标求均值的方法,这就会使实际空间坐标距离定位匹配坐标偏差较大时,导致较大的定位误差。加权 KNN 算法(WKNN),对于 k 个参考点赋予相应的权值,因为距离待定位点越近的参考点在算法中所占的比重越大,所以各个参考点所占权值的大小由欧氏距离的倒数来决定^[11]。待定位点的坐标公式为

$$(x, y) = \sum_{i=1}^k w_i (x_i, y_i) \quad (10)$$

$$w_i = \frac{\frac{1}{L_i}}{\sum_{i=1}^k \frac{1}{L_j}} \quad (11)$$

式中: (x_i, y_i) 为第 i 个参考点的物理坐标; w_i 为权值。

3.3 改进粒子群算法

3.3.1 粒子群算法

粒子群算法是一种高效的智能优化算法,通过对鸟群的觅食行为进行模拟而产生的一种群体搜索算法。在一个鸟群中,整个鸟群看作一个整体,每一只鸟看作其中的一个个体,寻找的食物看作最优解。群体中的每个个体之间可以相互进行交流学习,不断调整和优化个体的速度和位置,从而更快的寻找到最优解^[12]。

粒子群优化(particle swarm optimization, PSO)算法为随机产生粒子种群,然后每个个体粒子根据个体极值(p_{best})和群体极值(g_{best})更新自己,经过数次迭代之后得到最优值。粒子群算法中速度和位置公式为^[13]

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 r_1^k (p_{\text{best}i}^k - x_i^k) + c_2 r_2^k (g_{\text{best}}^k - x_i^k) \quad (12)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (13)$$

式中: w 为惯性权重; v_i^k 为个体粒子 i 在第 k 次迭代时的速度; c_1 、 c_2 分别为加速度系数; r_1^k 、 r_2^k 分别为 $[0, 1]$ 内的随机数字; $p_{\text{best}i}^k$ 为个体粒子 i 在第 k 次迭代中的局部最优解; g_{best}^k 为第 k 次迭代时的全局最优解; x_i^k 为个体粒子 i 在第 k 次迭代时的位置。

3.3.2 改进粒子群算法

惯性权重 w 代表着个体粒子上一次迭代中速度对本次迭代中的速度的影响^[14]。为了更快的得到最优值,采用动态调整惯性权重 w 的方法,使前

期 w 较大,得到合适的个体粒子,在全局搜索中寻优能力更好,后期 w 变小,提高局部寻优能力,使收敛精度更好。惯性权重 w 随迭代次数 k 变化公式为

$$w^k = w_{\text{max}} - (w_{\text{max}} - w_{\text{min}}) \left[\frac{2k}{T} - \left(\frac{k}{T} \right)^2 \right] \quad (14)$$

式(14)中: w^k 为第 k 次迭代的惯性权重; w_{max} 为最大惯性权重; w_{min} 为最小惯性权重; T 为迭代总次数。

传统的粒子群算法中的加速度系数 c_1 、 c_2 是固定值,容易使算法陷入局部最优的结果^[15]。故采用动态调整加速度系数的方法,使前期搜索变快,避免陷入局部最优解,并在后期能够达到快速寻优的目的。加速度系数动态调整公式为

$$c_1^k = 1.2 + 1.1 \cos \frac{k\pi}{T} \quad (15)$$

$$c_2^k = 1.9 - 1.1 \cos \frac{k\pi}{T} \quad (16)$$

式(16)中: c_1^k 、 c_2^k 分别为第 k 次迭代时 c_1 、 c_2 的加速度的系数。

因此,改进粒子群速度公式为

$$v_i^{k+1} = w^k v_i^k + c_1^k r_1^k (p_{\text{best}i}^k - x_i^k) + c_2^k r_2^k (g_{\text{best}}^k - x_i^k) \quad (17)$$

3.3.3 适应度函数

无线电波在室内传播损耗服从正态阴影衰减,因此接收功率 $p_i(d)$ 与传输距离 d 如式(18)所示^[16]:

$$p_i(d) = p_i(d_0) - 10n \lg \frac{d}{d_0} + X \quad (18)$$

式(18)中: d_0 为参考距离; d 为发射器与接收器的实际距离; $p_i(d)$ 为距离信源 d 处的接收信号强度; $p_i(d_0)$ 为距离信源 d_0 处的接收信号强度; n 代表信道衰减系数; X 为干扰信号强度, $d_0 = 1$ 。

改进粒子群算法的适应度函数为式(19)所示,适应度函数值越小,代表粒子的位置越好。

$$fitness(\hat{x}) = \sum_{i=1}^n \sqrt{[RSSI_i - p_i(d)]^2} \quad (19)$$

式(19)中: $RSSI_i$ 为实时定位阶段测量的定位点的信号值。

3.4 混合定位算法步骤

采用混合定位算法来实现室内定位,即先用 WKNN 算法求得待定位点的估计位置,然后采用改进粒子群算法对估计位置进行精确定位,混合定位算法的实施步骤如下。

步骤 1 在每个参考点分别对各个 AP 采集 $RSSI$ 值,并对采集的数据进行高斯滤波处理,建立离线数据指纹库。

步骤 2 应用 WKNN 算法,求得待定位点的估

计位置,并记录下估计位置周围的最近 K 个参考点位置坐标。

步骤 3 创建初始种群,在估计位置点附近半径 1 m 范围内随机创建初始种群。

步骤 4 根据式(18)、式(19)求得各个粒子的适应度函数值,其中 X 根据 WKNN 算法由 K 个近邻点对应的干扰信号强度值获得。

步骤 5 根据粒子的适应度函数值求得当前搜索到的最佳位置与整个粒子群当前的最佳位置。

步骤 6 在每次迭代过程中,根据式(13)~式(17)来更新速度信息和位置信息。

步骤 7 若算法没有达到迭代总次数,则继续执行步骤 4~步骤 6;否则,程序结束,输出待定位点位置坐标。

4 实验与分析

4.1 实验环境

实验选取室内平面长 20 m、宽 15 m 的区域作为测试场地,设置 4 个 WIFI 信号发射器作为 AP,测试区域每隔 1 m 设置一个参考点,应用 xirrus wifi inspector 来采集测试区域的 WIFI 信号,并对数据进行处理和分析。

4.2 定位实验结果与分析

为了检验本文算法的合理性,在上述区域选取 50 个测试点,分别用 WKNN 算法和本文算法进行定位实验,其中,WKNN 算法的参数设置为选离取待定位点最近参考点的个数 $k=4$,改进粒子群算法的参数设置为:惯性权重 $w_{\max}=0.9$ 、 $w_{\min}=0.4$,最大迭代次数 $k=50$,粒子个数为 20。两种匹配定位算法的累计概率分布如图 3 所示。

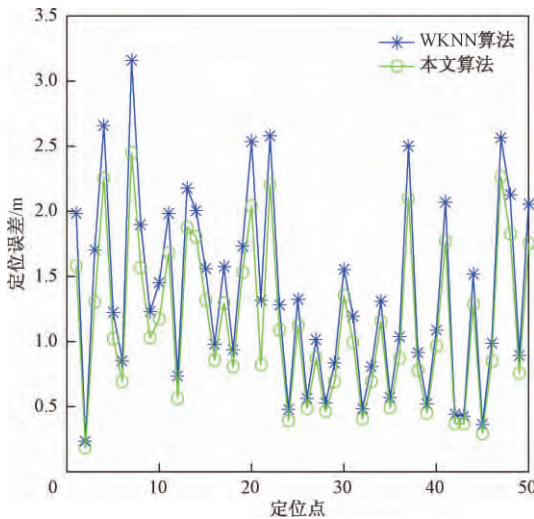


图 3 各个定位点的定位误差

Fig. 3 Location errors at each location point

由图 3 可得两种算法在误差方面的对比,如表 1 所示。

表 1 两种算法的误差对比

Table 1 Error comparison of two algorithms

算法	最大误差/m	最小误差/m	平均误差/m
WKNN 算法	3.16	0.23	1.34
本文算法	2.45	0.18	1.12

从表 1 中可知,WKNN 算法中的最大误差为 3.16 m,本文算法的最大误差为 2.45 m,相对于 WKNN 算法,本文算法在收敛精度方面均提高了 22%;WKNN 算法最小定位误差为 0.23 m,本文算法的最小定位误差为 0.18 m,相对于 WKNN 算法,本文算法在收敛精度方面均提高了 21% 左右;WKNN 算法的平均误差为 1.34 m,本文算法的平均误差为 1.12 m,相对于 WKNN 算法,本文算法在收敛精度方面均提高了 16%。从最大定位误差、最小定位误差和平均定位误差 3 个指标相比较,本文算法都比 WKNN 算法的定位误差小,证明了本文混合定位算法的优越性。

5 结论

针对室内位置定位提出了基于 WIFI 的指纹定位算法,在 WKNN 算法进行估计定位的基础上,采用改进粒子群算法进行精确定位,得到以下结论。

(1) 在实验区域每隔 1 m 设置一个参考点,通过在每个参考点分别采集各个 AP 的 RSSI 信号强度,然后对采集的数据进行高斯滤波处理并求均值,得到每个参考点对应的位置指纹,然后将所有的位置指纹存入数据库中,形成完整的离线指纹数据库。

(2) 在线阶段分别应用 WKNN 算法和本文 WKNN 加改进粒子群算法进行实验对比,结果表明本文所采用的算法在定位精度方面较 WKNN 定位算法有较大的提高。

参 考 文 献

1 王 阳,叶芝慧,冯 奇,等. 基于 Android 的室内 WiFi 定位系统设计与实现[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9): 16-19
Wang Yang, Ye Zhihui, Feng Qi, et al. Design and implementation of indoor WiFi positioning system based on Android [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(9): 16-19
2 杨 鹏,熊曾刚. 基于 WiFi 的室内定位系统设计与实现[J]. 长江大学学报(自科版), 2016, 13(7): 67-71
Yang Peng, Xiong Zenggang. Design and implementation of indoor positioning system based on WiFi [J]. Journal of Yangtze University (Natural-Science Edition), 2016, 13(7): 67-71
3 Zhang W, Hua X H, Yu K G, et al. Radius based domain clustering

- for WiFi indoor positioning [J]. *Sensor Review*, 2017, 37(1): 54-60
- 4 罗家有. 基于位置指纹的 WiFi 室内定位技术与实现 [D]. 上海: 上海交通大学, 2014
- Luo Jiayao. WiFi indoor location technology and implementation based on location fingerprint [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2014
- 5 刘旭明, 王 伟. 基于遗传算法优化的支持向量回归的室内定位算法 [J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(2): 114-119
- Liu Xuming, Wang Wei. Indoor location algorithm based on support vector regression optimized by genetic algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2019, 19(2): 114-119
- 6 彭光宇. 基于 WIFI 的室内定位算法的研究 [J]. *电子世界*, 2017(6): 7-8
- Peng Guangyu. Research on indoor location algorithm based on WIFI [J]. *Electronic World*, 2017(6): 7-8
- 7 薛 雯. 基于 RSSI 的无线室内定位系统设计与实现 [D]. 南京: 南京邮电大学, 2016
- Xue Wen. Design and implementation of wireless indoor positioning system based on RSSI [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2016
- 8 Yiu S, Dashti M, Claussen H, et al. Wireless RSSI fingerprinting localization [J]. *Signal Processing*, 2017, 131: 235-244
- 9 苏园竞. 基于 WiFi 位置指纹的室内定位技术的研究和平台搭建 [D]. 北京: 北京工业大学, 2017
- Su Yuanjing. Research and platform construction of indoor location technology based on WiFi location fingerprint [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2017
- 10 勾祖超. 基于位置指纹的 WiFi 室内定位技术的研究 [D]. 成都: 西南交通大学, 2016
- Gou Zuchao. Research on WiFi indoor location technology based on location fingerprint [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2016
- 11 许建波. 基于 WLAN 位置指纹的室内定位技术研究与实现 [D]. 北京: 北京工业大学, 2014
- Xu Jianbo. Research and implementation of indoor location technology based on WLAN location fingerprint [D]. Beijing: Beijing University of Technology, 2014
- 12 生力军. 基于量子粒子群算法的物流配送中心选址 [J]. *科学技术与工程*, 2019, 19(11): 183-187
- Sheng Lijun. Location of logistics distribution center based on quantum particle swarm optimization [J]. *Science and Technology and Engineering*, 2019, 19(11): 183-187
- 13 Parhi D R, Sahu C, Kumar P B. Navigation of multiple humanoid robots using hybrid adaptive swarm-adaptive ant colony optimisation technique [J]. *Computer Animation & Virtual Worlds*, 2017, 29(2): 1802
- 14 高 苇, 平 环, 张成刚, 等. 改进惯性权重的简化粒子群优化算法 [J]. *湖北民族学院学报(自然科学版)*, 2016, 34(1): 11-15
- Gao Wei, Ping Huan, Zhang Chenggang, et al. Simplified particle swarm optimization algorithm with improved inertia weight [J]. *Journal of Hubei University for Nationalities (Natural Science Edition)*, 2016, 34(1): 11-15
- 15 陈 勇, 程亚男, 刘焕淋. 利用改进粒子群优化算法解调光传感重叠光谱信号 [J]. *中国激光*, 2018, 45(7): 259-269
- Chen Yong, Cheng Yaman, Liu Huanlin. Demodulation of overlapping spectral signals of optical sensors by improved particle swarm optimization algorithm [J]. *China Laser*, 2018, 45(7): 259-269
- 16 武 闯, 陈卫松, 崔婷玉, 等. 基于改进粒子群的 RSSI 定位参数优化算法 [J]. *无线电通信技术*, 2016, 42(4): 5-8
- Wu Chuang, Chen Weisong, Cui Tingyu, et al. RSSI positioning parameter optimization algorithm based on improved particle swarm optimization [J]. *Radio Communication Technology*, 2016, 42(4): 5-8

New Location Algorithms for Indoor Robots Based on WIFI

YANG Gui-hua, FU Shi-bin, LIU Zhi-yi, WANG Jin

(College of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

[Abstract] With the rapid development of mobile terminals, the service demand for location is becoming more and more convenient. WIFI is widely used by researchers to achieve indoor positioning function due to its advantages such as long transmission distance and convenient use. In order to improve the indoor positioning accuracy, a hybrid positioning algorithm combining WKNN algorithm and improved particle swarm optimization algorithm was used to investigate indoor positioning. Firstly, gauss filter algorithm was applied to preprocess the original data collected by WIFI to build a complete fingerprint database offline. Then WKNN algorithm was used to obtain the estimated location of undetermined sites. Finally, improved particle swarm optimization (PSO) algorithm was applied to accurately locate the registration point. The experimental results show that the hybrid location algorithm has significantly higher location accuracy than the traditional location fingerprint algorithm.

[Key words] WIFI indoor location fingerprint database improved particle swarm optimization