

文章编号: 2095-4980(2021)05-0910-06

一种改进的 WKNN 匹配算法

方 琼

(杭州科技职业技术学院 继续教育学院, 浙江 杭州 311402)

摘要: 在 WiFi 室内定位方法中, 基于接收信号强度(RSSI)离线指纹数据库的加权 K 最邻近点(WKNN)算法得到了深入研究, 但目前的 WKNN 算法未考虑实测数据维度高、无效缺省数据多等特点, 不利于匹配定位精确度的提高。为此, 在对实测 RSSI 指纹向量按照由大到小进行排序的基础上, 只选取大于设定 RSSI 阈值的有效 RSSI 指纹数据进行后续的匹配; 按照欧式距离的统计量自适应调整 K 值; 按照欧式距离的均值, 调整高斯权重系数。实验结果表明, 与未改进的 WKNN 算法相比, 改进后的 WKNN 算法定位精确度更高。

关键词: 室内定位; WiFi; 加权 K 最邻近点; 接收信号强度

中图分类号: TN926

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2020344

An improved WKNN matching algorithm

FANG Qiong

(School of Continuing Education, Hangzhou Polytechnic, Hangzhou Zhejiang 311402, China)

Abstract: The Weighted K Nearest Neighbors(WKNN) algorithm based on the off-line Received Signal Strength Indication(RSSI) fingerprint database has been studied intensively in the indoor positioning methods based on the received Wireless Fidelity(WiFi) signal. However, the specifications of the received RSSI fingerprint data, such as the high dimension and many invalid default RSSI values, have not been addressed in the existing WKNN algorithm, which is not good for improving its positioning accuracy. Aiming at the problems of the existing WKNN algorithm, the received RSSI values will be sorted in descending order, and the RSSI values larger than the preset threshold are selected to match with the off-line RSSI fingerprint database in the following steps. Then, the K value is determined on line adaptively by the statistics of the Euclidean distances. Finally, the Gaussian weights are updated by the means of the Euclidean distances. The experiment results show that the improved WKNN algorithm achieves more accurate positioning performance than the existing WKNN one.

Keywords: indoor positioning; Wireless Fidelity(WiFi); Weighted K Nearest Neighbors(WKNN); Received Signal Strength Indication(RSSI)

随着无线通信技术的飞速发展和智能手机、智能手环等智能终端的普及应用, 无论室内还是室外, 对基于位置服务(Location Based Service, LBS)的应用需求日益迫切^[1]。在室外, 全球卫星导航系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)已经得到了成功应用, 而在室内, 基于各种信号测量进行定位的方法得到了广泛深入的研究, 例如超声波、红外线、射频标签(Radio Frequency Identification, RFID)、蓝牙、超宽带(Ultra Wide Bandwidth, UWB)、ZigBee和WiFi等^[2-4]。其中尤以基于WiFi信号进行室内定位的研究和应用更为普及, 主要是因为WiFi的热点(Access Point, AP)设备成本低, AP覆盖率高, 且利用现有的智能终端就可以连接AP, 不需要专门的硬件, 相较于其他无线定位方式, 应用非常方便^[5]。因此, 本文将研究一种基于WiFi信号测量的室内定位方法。在WiFi定位中, 接收信号强度(RSSI)、到达时间(Time of Arrival, TOA)、到达时间差(Time Difference of Arrival, TDOA)和到达角度(Angle of Arrival, AOA)等信息都可以利用, 但由于提取TOA, TDOA和AOA等信息需要精确的时间同步或安装特殊的天线阵列, 而获取RSSI却很容易, 因此基于RSSI的定位方法得到了深入研究^[6-8]。基于RSSI的定

收稿日期: 2020-07-22; 修回日期: 2020-09-12

基金项目: 校级课题(基于 WiFi 的一种改进的 WKNN 匹配算法研究)资助项目(HKYZYB-2021-17)

位方法又主要分为测距和非测距两大类，其中后者由于不需要知道 AP 的位置，因而基于 RSSI 的指纹定位方法应用更为方便^[9]。

应用最普遍的指纹定位匹配算法是 K 最邻近点算法(K Nearest Neighbors, KNN)及其改进算法。在最邻近算法(Nearest Neighbor, NN)中，只是基于一个最邻近位置对当前位置进行估计，而在 KNN 算法中，基于 K 个最邻近位置进行平均，实现对当前位置的估计，因而估计的可靠性得到了大幅提高^[10]。针对 KNN 算法中未考虑各最邻近位置定位精确度的差异，容易导致最终定位精确度不高的问题，提出了基于各最邻近点精确度估计的加权 KNN 算法(WKNN)^[11]。显然，在 KNN 和 WKNN 算法中，K 值的选取将显著影响最终的定位精确度和可靠性，因此在固定 K 值的基础上，先后提出了动态 K 值和自适应 K 值确定方法^[12-13]。为了解决 AP 维度高导致在线匹配计算量大的问题，提出了 K-Means 聚类 and 主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的数据预处理方法，在聚类和 PCA 降维的基础上，再应用 KNN 或 WKNN 算法^[14-15]。为了提高定位结果的稳定性，提出了在匹配之后，利用定位对象的运动信息进行 Kalman 滤波^[16]。为了提高定位精确度，提出了同时利用似然概率和验前概率的 Bayes 估计算法^[17]，以及利用线下学习的 BP 神经网络算法^[18]。

尽管新的匹配算法仍然在不断地研究和提出，但影响力最大的仍然是 KNN 及其改进算法，因此本文将以 WKNN 算法作为研究对象，针对实测 AP 的 RSSI 值很多都是缺省的无效值问题，提出了一种改进的 WKNN 算法，经实测验证，改进后的 WKNN 算法的定位性能得到了显著提升。

1 WKNN 算法原理

图 1 为基于 RSSI 的指纹定位方法原理示意图，设环境中 AP 的数目为 n 个，离线位置共有样本点 m 个，表示为集合 $\{l_1, l_2, \dots, l_m\}$ ，每一个位置 l_i 一一对应其位置坐标 (x_i, y_i) ，即 $l_i \leftrightarrow (x_i, y_i)$ 。每一个点的 RSSI 指纹为 n 维行向量，即

$$s_i = [rssi_i^1 \quad rssi_i^2 \quad \dots \quad rssi_i^n] \tag{1}$$

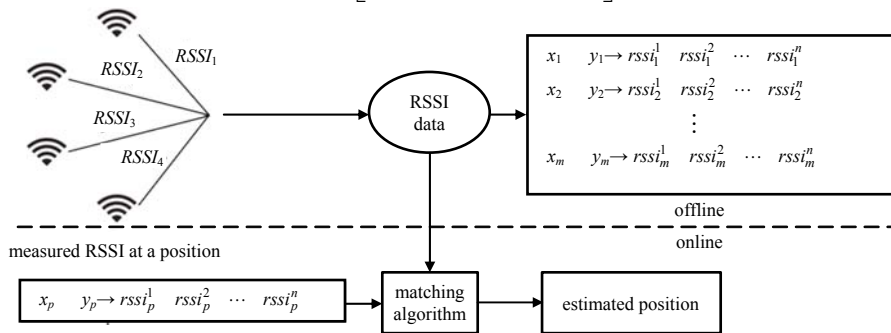


Fig.1 Position scheme based on RSSI fingerprint data
图 1 基于 RSSI 指纹的定位方法原理示意图

因此，离线的 RSSI 指纹数据库可以表示为 $m \times n$ 维矩阵形式：

$$\begin{matrix}
 l_1(x_1, y_1) \\
 l_2(x_2, y_2) \\
 \vdots \\
 l_m(x_m, y_m)
 \end{matrix}
 \rightarrow
 \begin{bmatrix}
 rssi_1^1 & rssi_1^2 & \dots & rssi_1^n \\
 rssi_2^1 & rssi_2^2 & \dots & rssi_2^n \\
 \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\
 rssi_m^1 & rssi_m^2 & \dots & rssi_m^n
 \end{bmatrix}
 =
 \begin{bmatrix}
 s_1 \\
 s_2 \\
 \vdots \\
 s_m
 \end{bmatrix}
 \tag{2}$$

在线的状态下(相对于离线情况)，在某个位置 $l_p(x_p, y_p)$ 处，测得 RSSI 指纹向量 s_p ：

$$s_p = [rssi_p^1 \quad rssi_p^2 \quad \dots \quad rssi_p^n] \tag{3}$$

将式(3)所示的指纹向量与离线构建的 RSSI 指纹库按照某种准则进行匹配，即可完成对该位置的估计，完成定位，显然当 RSSI 指纹库离线建立之后，定位性能在很大程度上取决于在线匹配算法，下面是 WKNN 算法的基本原理。

设在 t_k 时刻量测得到的 RSSI 量测值为 $s_p(t_k)$ ，则该时刻量测值与指纹库中第 i 个位置指纹的欧式距离 $D_i(t_k) = \|s_p(t_k) - s_i\|$ ，遍历指纹库中 m 个位置指纹数据后，将 m 个欧式距离 $D_1(t_k) \sim D_m(t_k)$ 按照从小到大的顺序排列，并取前 K 个记为 $d_1(t_k) \sim d_K(t_k)$ ，与之对应的位置点记为 $l_1(t_k) \sim l_K(t_k)$ ，于是利用 KNN 算法估计出的 t_k 时刻的位置可以表示为 $\hat{l}_p(\hat{x}(t_k), \hat{y}(t_k))$ 。

$$\begin{cases} \hat{x}(t_k) = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K x_j(t_k) \\ \hat{y}(t_k) = \frac{1}{K} \sum_{j=1}^K y_j(t_k) \end{cases} \quad (4)$$

式中： $\hat{x}(t_k)$ 和 $\hat{y}(t_k)$ 表示估计的位置坐标； $x_j(t_k)$ 和 $y_j(t_k)$ 表示前 K 个位置点中第 j 个点对应的位置坐标。显然，在式(4)中并未考虑 K 个最邻近点的差异，但是按照无线信号传播特点可知，与定位点距离越近的参考点，在定位中更值得信赖，应该分配更大的估计权重，因此 WKNN 算法将式(4)改进为：

$$\begin{cases} \hat{x}(t_k) = \frac{\sum_{j=1}^K \omega_j(t_k) x_j(t_k)}{\sum_{j=1}^K \omega_j(t_k)} \\ \hat{y}(t_k) = \frac{\sum_{j=1}^K \omega_j(t_k) y_j(t_k)}{\sum_{j=1}^K \omega_j(t_k)} \end{cases} \quad (5)$$

式中 $\omega_j(t_k)$ 是第 j 个参考点的权重系数，与计算的待估计位置 RSSI 与参考位置 RSSI 的欧式距离有关，即欧式距离越小，权重系数越大；反之，则越小，即 $\omega_j(t_k) = f[d_j(t_k)]$ ，于是如何选取权重函数就成为了影响 WKNN 算法性能的一项重要指标。权重函数的选取主要有 2 种：

1) 反比例函数：权重系数取值如下：

$$\omega_j(t_k) = \frac{1}{d_j(t_k) + c} \quad (6)$$

式中 c 为调节常数，避免在 $d_j(t_k)$ 趋于 0 时，权重系数区域奇异的情况。

2) 高斯函数：权重系数定义如下：

$$\omega_j(t_k) = e^{-\frac{d_j^2(t_k)}{2c^2}} \quad (7)$$

2 改进的 WKNN 算法

在上面的算法中，认为所有测量的 AP 信息都是有效的，但是在实际应用中往往并非如此，在实测中通常会存在如下特点：a) 检测到的 AP 数量很多，导致 RSSI 指纹数据的维数很高；b) 检测到的 RSSI 值很多是缺省值，即-100 dBm；c) 检测到的 RSSI 值虽然不是缺省值，但明显偏低。

指纹数据的维数过高，将导致离线的指纹数据库容量大幅度增加，更为关键的是，将导致实时匹配计算量显著增加，不利于匹配的实时性提高。后 2 个特点说明，检测到的 RSSI 值并不都能作为有效的数据，用于匹配。当检测到的 RSSI 值为缺省值或过低时，说明检测到的 AP 信号过弱，可能是检测点离 AP 的距离过远，或者 AP 的信号受环境的影响而发生多路径效应，检测到的是多路径信号，基于此时的 RSSI 值进行匹配定位，容易导致较大的定位误差，因而，不适用于匹配定位。

针对实测数据存在的上述特点，对 WKNN 算法进行了相应改进，改进后的算法描述如下：

首先，对实测的指纹向量 $s_p(t_k)$ 中的 RSSI 值按由大到小的顺序进行排序，设排序后的指纹向量为 $s'_p(t_k)$ 。设定 RSSI 值的最小阈值 $rssi_{th}$ ，将 $s'_p(t_k)$ 中的 RSSI 值与该阈值相比，设 $s'_p(t_k)$ 中不小于 $rssi_{th}$ 的 RSSI 值数目为 N 。

同时，对离线指纹库中的第 i 个位置处的指纹向量 s_i 也按 RSSI 值由大到小进行排序，设排序后的指纹向量为 s'_i 。再定义如下矩阵：

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{N \times N} \\ \mathbf{0}_{(n-N) \times N} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中 $\mathbf{I}_{N \times N}$ 和 $\mathbf{0}_{(n-N) \times N}$ 分别为 $N \times N$ 维和 $(n-N) \times N$ 维的单位矩阵和零矩阵。定义改进的欧式距离如下：

$$D'_i(t_k) = \|s'_p(t_k)\mathbf{A} - s'_i\| \quad (9)$$

考虑到 N 在实测中是变化的，因此， K 值不宜固定，本文将按如下方式动态调整：将 m 个欧式距离 $D'_1(t_k) \sim D'_m(t_k)$ 按照从小到大的顺序排列，排序后的欧式距离记为 $d'_1(t_k) \sim d'_m(t_k)$ ，然后分别计算其均值和标准差：

$$\mu(t_k) = \frac{\sum_{j=1}^m d'_j(t_k)}{m} \quad (10)$$

$$\sigma(t_k) = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^m [d'_j(t_k) - \mu(t_k)]^2}{m-1}} \quad (11)$$

令：

$$E = \mu(t_k) - \sigma(t_k) \quad (12)$$

计算 $d'_1(t_k) \sim d'_m(t_k)$ 中小于阈值 E 的个数，并确定为 t_k 时刻的 K 值。

另外，由于 N 的变化，如式(7)所示的权重系数中的 c 也不宜为固定值，这里其值确定如下：

$$c = \mu(t_k) \quad (13)$$

至此，完成了 WKNN 算法的改进，下面将通过实验来验证改进算法的有效性。

3 实验验证

实验地点在一个布有很多 WiFi 热点的实验室内，实验时间段内，人员很少，实验场地为 $12\text{ m} \times 3\text{ m}$ 的长方形区域，按照 0.3 m 的正方形网格间距，构建离线指纹数据库，参考点共 451 个，至少检测到一次的 AP 数为 125，图 2 和图 3 分别为检测到的 AP 个数和被检测到频次的统计。由图 2 可知，在不同位置处检测到的 AP 个数变化比较大，最多的有 75 个，而最少的只有 21 个。图 3 进一步表明，有很大一部分 AP 被检测到的次数在 100 次以下，被检测到的次数在 100~400 次的 AP 数目在各个区间段较为平稳，在 400~451 区间段数目也比较多，说明有很多信号强度比较大的 AP 在 90% 的参考点处都能被检测到，但是在全部 451 个参考点处都能检测到的 AP 只有 3 个。

以采样点数目为行，AP 数目为列，建立离线指纹矩阵，维度为 451×125 ，在检测到 AP 信号的位置填入对应的 RSSI 数据，如果 AP 信号未被检测到，在未检测到的位置填入默认值 -100 dBm 。图 4 为所有检测到 AP 的 RSSI 值分布直方图，由图可知，缺省值 -100 dBm 的数量非常大，比其他 RSSI 值出现次数总和还多，即在大多数参考点都有检测不到的 AP 信号，并且数量很多。在能检测到的 AP 信号中，RSSI 值大多分布在 $-90 \sim -70\text{ dBm}$ 之间，RSSI 值大于 -70 dBm 的 AP 信号数量很少，大于 -50 dBm 的 AP 信号几乎没有。图 3 和图 4 为实测 AP 数据，特点符合第 2 节中的分析，因此在匹配时应考虑到这些特点对匹配算法的影响。

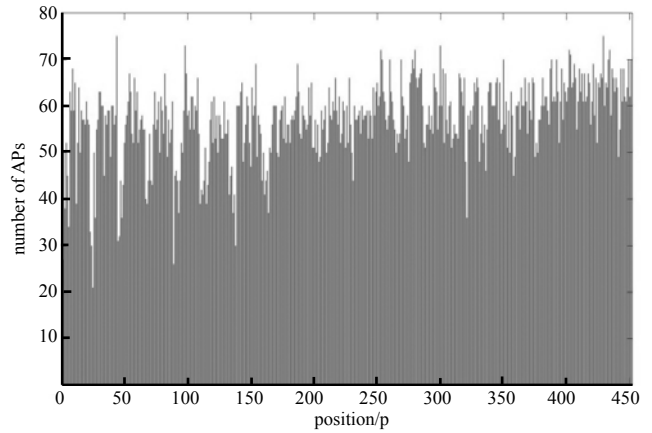


Fig.2 Measured APs at 451 reference points
图 2 451 个参考点处检测到的 AP 个数

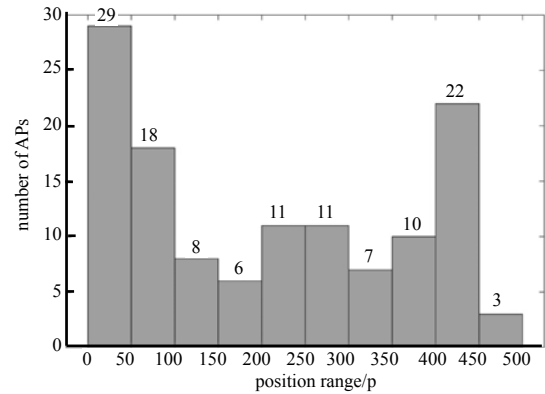


Fig.3 Histogram of measured APs
图 3 检测到的 AP 频次直方图

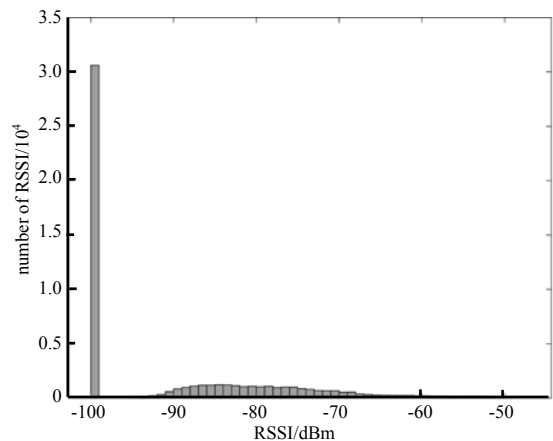


Fig.4 Histogram of the off-line RSSI data
图 4 RSSI 数据分布直方图

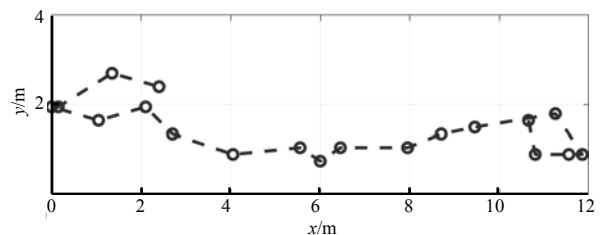


Fig.5 Measured user trace (scenario 1)
图 5 实测用户轨迹(场景一)

图 5 和图 6 分别为一条实测用户轨迹和改进前后的 WKNN 算法的匹配误差对比, 该轨迹由 20 个检测点组成, 其中 $rssi_{th}$ 设为 -85 dBm, 改进前的 WKNN 算法为文献[11]中提出的基本算法, 见式(5), 加权系数见式(7), K 值固定为 15。由图 6 可知, 改进前的 WKNN 算法除了在极少数点的定位精确度与改进的 WKNN 算法相当之外, 在绝大部分位置的定位误差都很大, 最大的误差超过 5.5 m, 平均误差也达到了 3.56 m, 对于 $12\text{ m}\times 3\text{ m}$ 大小的区域, 这样的定位误差意味着定位结果是失效的。但是, 改进后的 WKNN 算法除了在少数点的定位误差接近 2 m 之外, 在大部分位置的定位误差都小于 1 m, 平均误差为 0.86 m, 相较于改进前的 WKNN 算法, 定位精确度得到了显著提高。因此, 实验结果表明, 如果不进行改进, WKNN 算法因为实测 RSSI 数据的特点而容易导致定位精确度下降, 甚至失效; 相反, 改进后的 WKNN 算法的定位精确度得到了明显提高, 说明选取有效的 RSSI 值、动态调整 K 值和调整高斯权重系数等针对性改进措施是有效的。

图 7 和图 8 分别为另一条实测用户轨迹和改进前后的 WKNN 算法的匹配误差对比, 该轨迹也由 20 个检测点组成, 其中 $rssi_{th}$ 设为 -80 dBm。改进前后的 WKNN 算法的平均匹配误差分别为 1.14 m 和 0.70 m, 其中改进前的 WKNN 算法的最大匹配误差也接近 4.5 m。与图 6 相比, 图 8 中改进前的 WKNN 算法的匹配误差有所下降, 这应该和场景二中的路径有关; 而图 8 中改进后的 WKNN 算法匹配精确度有所下降, 这与将 $rssi_{th}$ 调整为 -80 dBm 导致参与匹配的指纹向量维数 N 减小有关。

4 结论

针对现有基于 RSSI 的 WKNN 匹配定位算法由于未考虑实测 RSSI 值的特点导致匹配精确度容易受影响的问题, 本文提出了一种改进的 WKNN 匹配算法, 首先, 在对实测 RSSI 指纹向量进行由大到小排序的基础上, 按照设定的 RSSI 阈值, 选取了部分检测的 RSSI 值作为后续匹配的指纹数据, 以抑制过低 RSSI 值对匹配精确度的影响; 然后, 基于对欧式距离的统计量, 动态调整 K 值; 最后, 对高斯权重系数进行改进, 以提高匹配精确度。通过实测实验结果表明, 相较于未改进的 WKNN 算法, 在同样的条件下, 改进的 WKNN 算法匹配定位精确度得到了明显提升, 在一定程度上验证了改进措施的有效性。

参考文献:

- [1] 赵军, 车红岩. 基于位置服务的应用技术和发展趋势[J]. 测绘科学, 2016, 41(4): 171-176. (ZHAO Jun, CHE Hongyan. Application techniques and development trends of LBS[J]. Science of Surveying and Mapping, 2016, 41(4): 171-176.)
- [2] 毛科禹, 陈桂兵. 室内定位技术的应用现状与发展趋势[J]. 现代测绘, 2018, 41(5): 34-37. (MAO Keyu, CHEN Guibing. The application status and development trend of indoor positioning technology[J]. Modern Surveying and Mapping, 2018, 41(5): 34-37.)
- [3] 李冀, 肖岩, 马琳琳, 等. 室内外无缝定位方案研究[J]. 无线互联科技, 2019, 16(14): 159-160. (LI Ji, XIAO Yan, MA Linlin, et al. Research on seamless indoor and outdoor positioning scheme[J]. Wireless Internet Technology, 2019, 16(14): 159-160.)

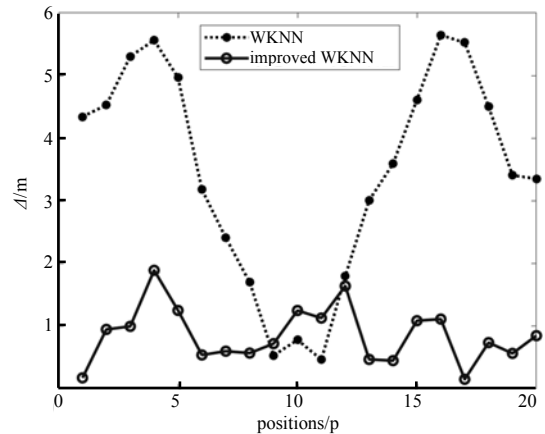


Fig.6 Matching position errors(scenario 1)
图 6 匹配定位误差对比(场景一)

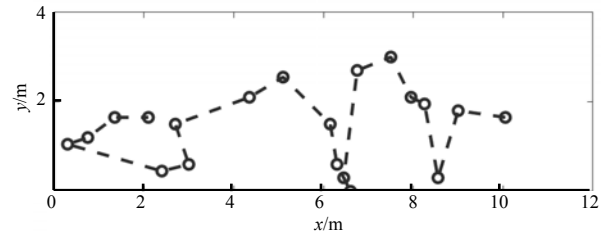


Fig.7 Measured user trace (scenario 2)
图 7 实测用户轨迹(场景二)

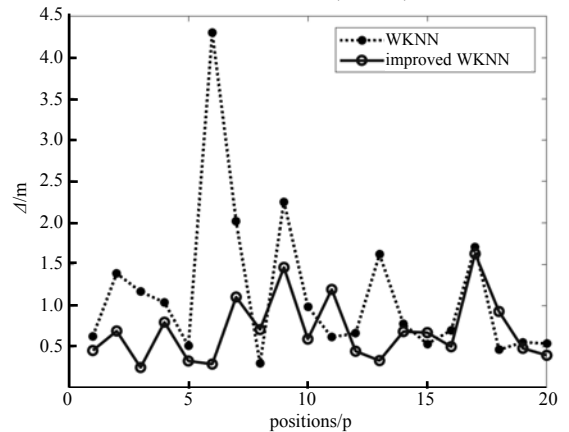


Fig.8 Matching position errors(scenario 2)
图 8 匹配定位误差对比(场景二)

- [4] 马燕,袁蔚林,陈秀万,等. 基于 WiFi 与 GPS 组合定位算法的无缝定位方法研究[J]. 地理与地理信息科学, 2013,29(3):6-9. (MA Yan,YUAN Weilin,CHEN Xiuwan,et al. Research on seamless positioning method based on WiFi and GPS combined positioning algorithm[J]. Geography and Geo-Information Science, 2013,29(3):6-9.)
- [5] 彭宇,王丹. 无线传感器网络定位技术综述[J]. 电子测量与仪器学报, 2011,25(5):389-399. (PENG Yu,WANG Dan. Overview of wireless sensor network positioning technology[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25(5):389-399.)
- [6] 曾明芳. 基于 RSSI 的 WiFi 室内定位算法研究与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学, 2018. (ZENG Mingfang. Research and implementation of WiFi indoor positioning algorithm based on RSSI[D]. Harbin:Harbin Engineering University, 2018.)
- [7] FICCO M,PALMIERI F,CASTIGLIONE A. Hybrid indoor and outdoor location services for new generation mobile terminals[J]. Personal & Ubiquitous Computing, 2014,18(2):271-285.
- [8] 陈思翰. 基于 Fang 算法的 TDOA 室内定位技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2017,15(5):752-755. (CHEN Sihan. TDOA indoor positioning technology based on Fang algorithm[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2017,15(5):752-755.)
- [9] 邓渊. 基于位置指纹的 WIFI 室内定位技术研究[D]. 成都:电子科技大学, 2019. (DENG Yuan. Research on WIFI indoor positioning technology based on location fingerprint[D]. Chengdu,China:University of Electronic Science and Technology of China, 2019.)
- [10] 张晓亮,赵平,徐冠青,等. 基于一种优化的 KNN 算法在室内定位中的应用研究[J]. 电子设计工程, 2013,21(7):44-46. (ZHANG Xiaoliang,ZHAO Ping,XU Guanqing,et al. Application research of indoor positioning based on an optimized KNN algorithm[J]. Electronic Design Engineering, 2013,21(7):44-46.)
- [11] BAHL P,PADMANABHAN V N. RADAR:an in-building RF-based user location and tracking system[C]// Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies(INFOCOM) 2000. Tel Aviv,Israel,Israel: IEEE, 2000:775-784.
- [12] SHIN B,LEE J H,LEE T,et al. Enhanced weighted K-nearest neighbor algorithm for indoor WiFi positioning systems[C]// The 8th International Conference on Computing Technology and Information Management. Seoul,South Korea:IEEE, 2012:574-577.
- [13] 胡久松,刘宏立,徐琨. 自适应动态 K 的 WKNN 室内定位方法[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2018,30(4):431-438. (HU Jiusong,LIU Hongli,XU Kun. WKNN indoor positioning method based on adaptive dynamic K[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications(Natural Science Edition), 2018,30(4):431-438.)
- [14] 侯方行,周庆华. 基于改进指纹聚类的 WLAN 定位优化方法[J]. 电讯技术, 2018,58(11):1339-1344. (HOU Fangxing, ZHOU Qinghua. WLAN positioning optimization method based on improved fingerprint clustering[J]. Telecommunications Technology, 2018,58(11):1339-1344.)
- [15] 杨明极,刘恺悻,邵丹. 用于 WLAN 室内定位的 PCA 聚类算法[J]. 电信科学, 2016,32(7):21-26. (YANG Mingji,LIU Kaiyi, SHAO Dan. PCA clustering algorithm for WLAN indoor positioning[J]. Telecommunications Science, 2016,32(7):21-26.)
- [16] 唐士凯,高学,左鹏,等. 基于卡尔曼滤波的室内移动目标定位算法[J]. 中国科技论文, 2017,12(20):2301-2304. (TANG Shikai,GAO Xue,ZUO Peng,et al. Indoor moving target localization algorithm based on Kalman filter[J]. Chinese Science and Technology Paper, 2017,12(20):2301-2304.)
- [17] 彭玉旭,杨艳红. 一种基于 RSSI 的贝叶斯室内定位算法[J]. 计算机工程, 2012,38(10):237-240. (PENG Yuxu,YANG Yanhong. A Bayesian indoor positioning algorithm based on RSSI[J]. Computer Engineering, 2012,38(10):237-240.)
- [18] 邹自明,何文斌,杨小平. 基于 LMBP 神经网络的无线室内定位方法[J]. 桂林理工大学学报, 2018,38(3):574-578. (ZOU Ziming,HE Wenbin,YANG Xiaoping. Wireless indoor positioning method based on LMBP neural network[J]. Journal of Guilin University of Technology, 2018,38(3):574-578.)

作者简介:

方 琼(1973-),女,硕士,主要从事电子通信导航方面的研究.email:413185922@qq.com.