

基于空间特征分区和前点约束的 WKNN 室内定位方法*

杨海峰¹, 张勇波^{1,2}, 黄裕梁¹, 傅惠民¹

¹(北京航空航天大学 小样本技术研究中心, 北京 100191)

²(北京航空航天大学 宁波创新研究院, 浙江 宁波 315800)

通讯作者: 张勇波, E-mail: zhangyongbo@buaa.edu.cn



摘要: 高精度室内定位有着广阔的市场前景. 针对传统的 WKNN 室内定位方法所面临的在处理面积较大目标区域时, 位置估计结果跳动跨度较大、精度不高等问题, 提出了一种基于空间特征分区和前点约束的 WKNN 室内定位方法. 该方法通过将面积较大的目标区域按其空间特征划分为多个分区, 解决了指纹数据库无法实现全域覆盖的问题; 又通过考虑行人在相邻时刻所处位置之间的空间约束关系, 缩小了参考点的候选范围, 很好地提升了位置估计的平顺性. 大量真实环境下室内定位实验的结果表明, 该方法可以有效地解决大面积目标区域内的室内定位问题; 且与传统方法相比, 定位精度大幅度提升.

关键词: 室内定位; WiFi 定位; 空间分区; 前点约束; WKNN

中图法分类号: TP393

中文引用格式: 杨海峰, 张勇波, 黄裕梁, 傅惠民. 基于空间特征分区和前点约束的 WKNN 室内定位方法. 软件学报, 2019, 30(11): 3427-3439. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5569.htm>

英文引用格式: Yang HF, Zhang YB, Huang YL, Fu HM. WKNN indoor positioning algorithm based on spatial characteristics partition and former location restriction. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2019, 30(11): 3427-3439 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/5569.htm>

WKNN Indoor Positioning Algorithm Based on Spatial Characteristics Partition and Former Location Restriction

YANG Hai-Feng¹, ZHANG Yong-Bo^{1,2}, HUANG Yu-Liang¹, FU Hui-Min¹

¹(Research Center of Small Sample Technology, Beihang University, Beijing 100191, China)

²(Ningbo Institute of Technology, Beihang University, Ningbo 315800, China)

Abstract: High-precision indoor positioning has broad market prospect. In traditional indoor positioning algorithm based on WKNN, it is difficult to deal with a target space of large area, and its position estimation results face the matters of inaccurate and instability as rebounding or clustering. To solve these problems, this study proposes a WKNN indoor positioning algorithm based on spatial characteristics partition and former location restriction. According to the proposed algorithm, target space of large area is divided into multiple partitions by its spatial characteristics, which solved the problem that one fingerprint database cannot achieve total coverage. It also introduced the restricted relationship between the former and the present position, which improved the quality of candidate reference points and thus improved the smoothness of the estimation results. Results of a large number of indoor positioning experiments in real environment show that the proposed algorithm can effectively improve the indoor positioning accuracy when compared with the traditional WKNN.

Key words: indoor positioning; WiFi positioning; space partition; former location restriction; WKNN

* 基金项目: 国家重点研发计划(2018YFF0216004)

Foundation item: National Key Research and Development Program of China (2018YFF0216004)

收稿时间: 2017-09-30; 修改时间: 2017-12-12, 2018-01-15; 采用时间: 2018-01-26; jos 在线出版时间: 2018-06-07

CNKI 网络优先出版: 2018-06-07 14:53:41, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2560.TP.20180607.1453.004.html>

在移动技术蓬勃发展的今天,基于位置信息的服务在人们的日常生活中发挥的作用愈加重要,市场对于高精度室内定位与导航服务等全新需求在不断涌现^[1,2].众多公司已在各方面尝试将室内定位服务拓展并进行大规模商业化运营^[3,4].

截至目前,室内定位尚未形成一套统一、成熟的解决方案^[5,6],但是基于不同应用场景与环境的各种室内定位方法不断被提出,其中主要包括基于微电子机械系统(micro-electro-mechanical system,简称 MEMS)的行人航迹递推(pedestrian dead reckoning,简称 PDR)算法^[7,8]、利用无线射频识别(radio frequency identification,简称 RFID)技术的室内定位方法^[9,10]、基于伪卫星网的室内 GPS 定位方法^[11,12]以及基于 WiFi 信号的室内定位方法^[13-18]等.然而,上述方法都面临着各种各样的问题:由于 MEMS 的误差累计,PDR 算法的定位精度会逐渐降低,以致完全失效;而 RFID 定位和室内伪卫星定位则都需要铺设大量外接设备以构建导航网络,高昂的采购与部署成本限制了其在商业领域的大规模推广应用.随着移动互联网的飞速发展,WiFi 网络迅速普及,遍布现代社会各个角落,因此,基于 WiFi 的室内定位技术以其部署成本低、易于推广、精度较高等优势,愈发引起研究人员的重视,逐渐成为室内定位技术的热点^[19].

在基于 WiFi 信号的室内定位方法中,以指纹匹配法的位置估计精度更高、对复杂环境的适应能力更强,其包含离线采样与在线匹配两个阶段.离线采样阶段是在目标区域内选取若干参考指纹点(reference point,简称 RP),记录其位置、接收到各无线接入点(access point,简称 AP)的媒体访问控制(media access control,简称 MAC)地址以及相应的 WiFi 信号强度值(received signal strength indication,简称 RSSI)信息,通过对上述信息进行分析 and 处理,得到目标区域的指纹数据库.在线匹配阶段是用户使用设备在当前位置接收到实时的测试数据(各 AP 的 MAC 地址和相应的 RSSI 值),将其与指纹数据库进行匹配运算,再利用库中已知的 RP 位置对用户当前位置进行估计^[20].

由于指纹匹配法具有较大的发展优势,研究人员对其开展了大量的研究.早期的 Bahl 等人开发了信号空间最接近 K 邻近法(K -nearest neighbors in signal space,简称 KNN),该算法将筛选出的 K 个参考点坐标的算数平均值作为最终的位置估计^[21].Lionell 等人则在 KNN 算法的基础上提出了加权 K 邻近算法(weighted K nearest neighbors,简称 WKNN),其对参考点的位置坐标计算加权平均值,以得到更优的位置估计^[22].然而,无论是 KNN 算法还是 WKNN 算法,它们的 WiFi 指纹数据库都是针对一整块区域建立的,而工程实际要求处理面积较大的目标区域,此时由于 AP 的覆盖范围有限,上述算法无法根据目标区域内测得的 WiFi 信息建立一套全区域都适用的指纹数据库.此外,WKNN 算法估计出的位置在空间上有时还会出现跳动距离过大的情况,这是其在整个目标区域内选择 K 个参考点所造成的固有缺陷.

针对上述问题,本文提出了一种基于空间特征分区和前点约束的 WKNN 室内定位方法.该方法通过将面积较大的一整块区域按照其空间特征划分为多个分区,解决了指纹数据库全域覆盖的问题;又通过考虑行人前后位置之间空间约束关系,缩小了参考点的候选范围,很好地提升了位置估计的平顺性.大量真实环境下室内定位实验的结果表明,本文方法可以有效地解决大面积区域内的室内定位问题,且与传统方法相比,定位精度有较大幅度的提升.

1 基于空间特征的室内分区方法

传统的 WKNN 方法在建立 WiFi 指纹数据库的过程中,需要对目标区域内所有的指纹点所获得各 AP 的 RSSI 数据进行处理,具体处理方法是提取出全部 RP 所共有的 AP 对应的强度信息.这样做的前提是共有的 AP 存在且数量足够,从另一方面来讲,即要求有足够多的 AP 其信号可以覆盖整个目标区域.然而,当目标区域的面积足够大时,限于 AP 的信号覆盖能力,该条件显然无法被满足.

本文提出的基于空间特征的室内分区算法可以很好地解决上述问题,其基本做法为:首先将面积较大的目标区域依据其空间特征(如是否贯通、有无遮挡等)划分为多个面积较小的分区,然后对每个分区分别获取各自内部 RP 所共有的 AP 信息作为该分区的标识信息,同时建立分区指纹数据库;在在线匹配阶段,通过比对测试点获取的 AP 信息与各分区的标识信息,判断该测试点所处的分区;最后,使用相应分区内的指纹数据对测试点位

置进行估计,具体处理方法如下.

- 步骤 1:划分分区.

根据目标区域的面积大小,恰当地选取 RP 的分布密度,记录各 RP 的位置信息.在每个 RP 处获取各 AP 信息,并记录相应的 RSSI 值.设目标区域内共有参考点 m 个,第 i 个 RP 的位置坐标为 (x_i, y_i) ,在该点可获取 n_i 个 AP 信息,其中,第 j 个 AP 的 MAC 地址为 MAC_{i_j} ,对应的强度值为 $RSSI_{i_j}$,则 WiFi 信号的原始数据可以表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} RP_1 \quad (x_1, y_1) \\ RP_2 \quad (x_2, y_2) \\ \vdots \\ RP_m \quad (x_m, y_m) \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \begin{array}{l} AP_1_1 \quad AP_1_2 \quad \dots \quad AP_1_n_1 \\ MAC_1_1 \quad MAC_1_3 \quad \dots \quad MAC_1_n_1 \\ RSSI_1_1 \quad RSSI_1_4 \quad \dots \quad RSSI_1_n_1 \end{array} \\ \begin{array}{l} AP_2_1 \quad AP_2_2 \quad \dots \quad AP_2_n_2 \\ MAC_2_1 \quad MAC_2_3 \quad \dots \quad MAC_2_n_2 \\ RSSI_2_1 \quad RSSI_2_4 \quad \dots \quad RSSI_2_n_2 \end{array} \\ \vdots \\ \begin{array}{l} AP_m_1 \quad AP_m_2 \quad \dots \quad AP_m_n_m \\ MAC_m_1 \quad MAC_m_3 \quad \dots \quad MAC_m_n_m \\ RSSI_m_1 \quad RSSI_m_4 \quad \dots \quad RSSI_m_n_m \end{array} \end{array} \right. \quad (1)$$

通过分析目标区域的空间特征,将 m 个 RP 分配到 k 个不同的分区.设第 i 个分区内有参考点 i_m 个,则该分区内的 WiFi 信号数据可以表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} RP_i_1 \quad (x_{i_1}, y_{i_1}) \\ RP_i_2 \quad (x_{i_2}, y_{i_2}) \\ \vdots \\ RP_i_m \quad (x_{i_m}, y_{i_m}) \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \begin{array}{l} AP_i_1_1 \quad AP_i_1_2 \quad \dots \quad AP_i_1_n_{i_1} \\ MAC_i_1_1 \quad MAC_i_1_2 \quad \dots \quad MAC_i_1_n_{i_1} \\ RSSI_i_1_1 \quad RSSI_i_1_2 \quad \dots \quad RSSI_i_1_n_{i_1} \end{array} \\ \begin{array}{l} AP_i_2_1 \quad AP_i_2_2 \quad \dots \quad AP_i_2_n_{i_2} \\ MAC_i_2_1 \quad MAC_i_2_2 \quad \dots \quad MAC_i_2_n_{i_2} \\ RSSI_i_2_1 \quad RSSI_i_2_2 \quad \dots \quad RSSI_i_2_n_{i_2} \end{array} \\ \vdots \\ \begin{array}{l} AP_i_m_1 \quad AP_i_m_2 \quad \dots \quad AP_i_m_n_{i_m} \\ MAC_i_m_1 \quad MAC_i_m_2 \quad \dots \quad MAC_i_m_n_{i_m} \\ RSSI_i_m_1 \quad RSSI_i_m_2 \quad \dots \quad RSSI_i_m_n_{i_m} \end{array} \end{array} \right. \quad (2)$$

由于每个 RP 处能够接受到的 AP 信号数目各不相同,所以每条 RP 数据的长度不可能全部相同.为了后续计算的方便,需要对分区内的 WiFi 信号数据进行预处理,使其长度保持一致.具体做法是,截取分区内所有 RP 所共有的 AP 信息,组装成长度统一的分区指纹数据库.设 i 分区内 i_m 个 RP 所共有的 AP 数目为 n_i ,则分区指纹数据库可以表示为

$$\left\{ \begin{array}{l} RP_i_1 \quad (x_{i_1}, y_{i_1}) \\ RP_i_2 \quad (x_{i_2}, y_{i_2}) \\ \vdots \\ RP_i_m \quad (x_{i_m}, y_{i_m}) \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \begin{array}{l} AP_i_1 \quad AP_i_2 \quad \dots \quad AP_i_n_i \\ MAC_i_1 \quad MAC_i_2 \quad \dots \quad MAC_i_n_i \\ RSSI_i_1 \quad RSSI_i_2 \quad \dots \quad RSSI_i_n_i \end{array} \\ \begin{array}{l} AP_i_1 \quad AP_i_2 \quad \dots \quad AP_i_n_i \\ MAC_i_1 \quad MAC_i_2 \quad \dots \quad MAC_i_n_i \\ RSSI_i_1 \quad RSSI_i_2 \quad \dots \quad RSSI_i_n_i \end{array} \\ \vdots \\ \begin{array}{l} AP_i_1 \quad AP_i_2 \quad \dots \quad AP_i_n_i \\ MAC_i_1 \quad MAC_i_2 \quad \dots \quad MAC_i_n_i \\ RSSI_i_1 \quad RSSI_i_2 \quad \dots \quad RSSI_i_n_i \end{array} \end{array} \right. \quad (3)$$

- 步骤 2:提取分区标识序列.

各分区的最主要区别在于其内部信号较强的 AP 各不相同,因此,将每个分区内信号最强的 q 个 AP 的 MAC 地址按照 RSSI 由强到弱的顺序排列组装成一串特征序列,它就可以作为分区的标识序列,简捷地反映出各分区的特征.具体做法如下.

(1) 对 i 分区指纹数据库内对应相同 MAC 地址的 RSSI 值进行求和运算,并按照由强到弱的顺序进行排列,得到强度和序列:

$$\begin{bmatrix} RSSI_{sum_i_1} \\ RSSI_{sum_i_2} \\ \vdots \\ RSSI_{sum_i_n_i} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中,

$$RSSI_{sum_i_j} = \sum_{r=1}^m RSSI_{i_r_j} \quad (5)$$

(2) 若某 AP 在分区内部影响较大,则分区内绝大部分 RP 可以接收其 RSSI,且数值较大.通过公式(4)和公式(5)的求和运算后,该 AP 对应的强度和数值也较大,排序靠前.因此,可以截取公式(4)所示序列的前 q 个作为分区的标识信息,组成新的强度和序列.

$$\begin{bmatrix} RSSI_{sum_i_1} \\ RSSI_{sum_i_2} \\ \vdots \\ RSSI_{sum_i_q} \end{bmatrix} \quad (6)$$

(3) 将公式(6)中 RSSI 值的和依照公式(3)所示的分区指纹数据库替换为其各自对应的 MAC 地址,则可得 i 分区的标识序列:

$$\begin{bmatrix} MAC_{zone_i_1} \\ MAC_{zone_i_1} \\ \vdots \\ MAC_{zone_i_q} \end{bmatrix} \quad (7)$$

- 步骤 3:分区判别.

由于对目标区域进行了分区处理,当测试点数据获得以后,首先需要执行对其所处分区的判别,之后才能够调取相应分区内的 WiFi 指纹数据执行 WKNN 算法.设在测试点获取的测试数据包含 p 个 AP 信息,将其按信号强度从强到弱排序后,可以表示为

$$\begin{cases} AP_test_1 & AP_test_2 & \dots & AP_test_p \\ MAC_test_1 & MAC_test_2 & \dots & MAC_test_p \\ RSSI_test_1 & RSSI_test_2 & \dots & RSSI_test_p \end{cases} \quad (8)$$

截取测试数据的前 q 个 MAC 地址组成测试序列:

$$\begin{bmatrix} MAC_test_1 \\ MAC_test_2 \\ \vdots \\ MAC_test_q \end{bmatrix} \quad (9)$$

将公式(9)中的测试序列与公式(7)中每个分区的识别序列进行比对,记录各组数据在 $2q$ 个 MAC 地址中重合的个数,记作 $nums_ame_i$,其中, $1 \leq i \leq k$.

一般来说,选取 $\{nums_ame\}$ 中数值最大的一个,其所对应的 i 即为当前测试点所处的分区编号.但是当测试点处于两分区交界线附近时,其受到两个分区的影响程度相当,便很容易出现 $nums_ame_i = nums_ame_j$ 的情况.此时,算法将无从判断测试点所处的分区.更严重时,甚至会造成分区的误匹配.为了尽可能减少匹配失效和误匹

配情况的发生,本文在采用识别序列进行分区判别的基础上,引入信号空间距离判定作为二级判定依据,其具体做法如下.

(1) 设定启动二级判据的阈值 $\Delta nums_ame$,设 $\{nums_ame\}$ 中数值最大的两个分别为 $nums_ame_i$ 和 $nums_ame_j$,且 $nums_ame_i \geqslant nums_ame_j$,如果两者的差值大于 $\Delta nums_ame$,则说明 i 分区对测试点的影响力远大于 j 分区,此时不需要启动二级判据;如果两者的差值小于或等于 $\Delta nums_ame$,则说明两分区对测试点的影响力相当,此时就需要启动信号空间距离判据.

(2) 二级判据启动后,测试点需要依照 WKNN 算法,分别与 i, j 两个分区内的指纹数据逐一计算信号空间距离,各空间距离可以表示为

$$\begin{bmatrix} L_{-i_1} & L_{-j_1} \\ L_{-i_2} & L_{-j_2} \\ \vdots & \vdots \\ L_{-i_m} & L_{-j_m} \end{bmatrix} \quad (10)$$

在上式的计算过程中,由于测试数据和两个分区指纹数据所包含的 AP 信息不尽相同,因此需要截取各组数据所共有的 AP 信息进行计算.

(3) 由于计算信号空间距离时对两个分区指纹数据截取的维度不同,为了使空间距离具有可比性,将公式(10)中的空间距离分别除以各自对应的维度,得到归一化的信号空间距离,按距离从小到大排序后,可以表示为

$$\begin{bmatrix} l_{-i_1} & l_{-j_1} \\ l_{-i_2} & l_{-j_2} \\ \vdots & \vdots \\ l_{-i_m} & l_{-j_m} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中,

$$l_{-i_r} = \frac{L_{-i_r}}{n_{i_r}}, \quad l_{-j_r} = \frac{L_{-j_r}}{n_{j_r}} \quad (12)$$

其中, n_{i_r} 为 $[MAC_test_1, \dots, MAC_test_p]^T$ 与 $[MAC_i_1, \dots, MAC_i_n_i]^T$ 重合的个数, n_{j_r} 为 $[MAC_test_1, \dots, MAC_test_p]^T$ 与 $[MAC_j_1, \dots, MAC_j_n_j]^T$ 重合的个数.

(4) 截取公式(11)中归一化空间距离最小的 K 个,记作:

$$\begin{bmatrix} l_{-i_1} & l_{-j_1} \\ l_{-i_2} & l_{-j_2} \\ \vdots & \vdots \\ l_{-i_K} & l_{-j_K} \end{bmatrix} \quad (13)$$

对其进行平均值的求取,得到 K 个归一化欧式距离的均值:

$$mean_l_i = \frac{\sum_{r=1}^K l_{-i_r}}{K}, \quad mean_l_j = \frac{\sum_{r=1}^K l_{-j_r}}{K} \quad (14)$$

如果 $mean_l_i \leqslant mean_l_j$,则判定测试点处于 i 分区;反之,则为 j 分区.

综上所述,本节给出了基于空间特征的室内分区方法.方法流程图如图 1 所示.它由两部分组成.

- 第 1 部分是将目标区域划分为不同分区,同时得到各分区的标识序列和指纹数据库
- 第 2 部分则给出了判断测试点处于哪一分区的两级判据:标识序列判别和欧氏距离判别.

通过分区,在大面积目标区域内执行室内定位算法的困难得以解决,为后续基于前点约束的 WKNN 定位算法的实现奠定了基础.

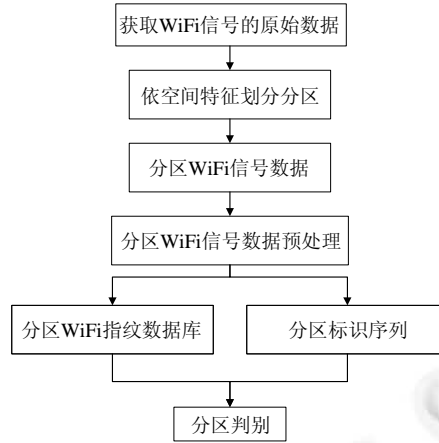


Fig.1 Spatial characteristics partition framework

图1 空间特征分区框架图

2 基于前点约束的 WKNN 定位算法

通过对目标区域分区和分区判别算法,可以确定用户所在测试点的分区编号,进而可以调用对应分区内的 WiFi 指纹数据库,采用 WKNN 算法得到最终的用户位置估计.传统的 WKNN 算法虽然较 KNN 算法在定位精度上有了一定的提升,但是并没有解决其定位结果在短时间内往复跳动、平顺性不佳的问题.造成该问题的原因在于,这两种算法对 K 个参考点的选取并不恰当.理论上讲,两条 WiFi 数据的信号空间距离越小,其在真实空间中对应位置的距离也就越近,这是 WKNN 算法的理论基础.但是无论是在指纹数据库的录入过程中,还是在测试数据的获取过程中,WiFi 信号都不可避免地受到来自外界各种因素的干扰;同时,由于 AP 发射的 WiFi 信号本身就存在很大的波动性,因此实测得到的指纹数据与测试数据都不可能完全准确.所以在 WKNN 算法的计算过程中,通过对比信号空间距离筛选出的 K 个参考点很有可能并不是在实际空间上距离测试点最近的 K 个.又由于 WKNN 算法对于 K 个参考点的筛选范围并没有限制,所以筛选出的某一个或几个参考点与测试点实际距离较远的极端情况也有可能发生,而这无疑会对位置估计的平顺性和精度造成负面影响.

用户在室内行进过程中,在比较短的时间段内行进的距离并不会很远,因此可以认为行人的位置在空间和时间上具有连续型,即,其受到空间与时间的约束限制.本文所采用的前点约束法正是基于室内定位的这一特征,利用行人前一时刻获得的位置估计来对当前时刻的位置估计进行约束.其基本做法为:首先,通过 WKNN 算法在整个分区内选出 K 个候选参考点;然后,以前一时刻的位置为圆心,选取恰当的 R 为半径做圆,以圆内作为约束条件对 K 个候选指纹点进行筛选,得到用以进行位置估计的最终参考点;再通过 WKNN 算法计算出最终的位置估计.与传统的 WKNN 算法相比,基于前点约束法的 WKNN 算法缩小了参考点的候选范围,强制它们聚集到测试点实际位置的周围,在根本上杜绝了由于 WiFi 信号数据不准确造成参考点距离实际位置较远情况的出现,从而增强了定位结果的平顺性,提高了位置估计的精度.基于前点约束的 WKNN 算法的具体步骤如下所示.

- 步骤 1:计算信号空间距离.

用户使用设备在测试点获取如公式(8)所示的测试数据,简记作序列 A .

$$A = \begin{bmatrix} RSSI_test_1 \\ RSSI_test_2 \\ \vdots \\ RSSI_test_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

设测试点通过分区判别以被确认属于 i 分区,则将序列 A 与公式(3)所示 i 分区指纹逐一进行信号空间距离的计算,得到一组欧式距离的集合 B .

$$B=\{d_{i_1},d_{i_2},\dots,d_{i_m}\} \tag{16}$$

其中,

$$d_{i_j}=\sqrt{\sum_{r=1}^{n_j}(RSSI_{i_j-r}-RSSI_{test-r})^2} \tag{17}$$

$$d_{i_1}\leq d_{i_2}\leq \dots \leq d_{i_m} \tag{18}$$

其中, n_j 为序列 A 与分区指纹 RP_{i_j} 所重合的 AP 个数.

- 步骤 2:加权得到位置估计.

截取集合 B 的前 K 个元素,组成候选参考点欧氏距离集合 C .

$$C=\{d_{i_1},d_{i_2},\dots,d_{i_k}\} \tag{19}$$

将集合 C 中的每个元素替换为其所对应的 RP 位置坐标,则可得候选参考点位置集合 D .

$$D=\{(x_{i_1},y_{i_1}),(x_{i_2},y_{i_2}),\dots,(x_{i_k},y_{i_k})\} \tag{20}$$

设行人在 $t-1$ 时刻的位置估计为 (x_{t-1},y_{t-1}) ,以其为圆心、以 R_{t-1} 为半径做圆,记作圆 o .以处于圆 o 内部作为约束条件,获取集合 D 的子集 E ,即为最终参考点位置集合.

$$E=\{(x_{i_1},y_{i_1}),(x_{i_2},y_{i_2}),\dots,(x_{i_{i_0}},y_{i_{i_0}})\} \tag{21}$$

其中, i_0 为使用前点约束筛选出的参考点的个数.

相应地,可以得到集合 C 的子集 F ,即为最终参考点欧氏距离集合.

$$F=\{d_{i_1},d_{i_2},\dots,d_{i_{i_0}}\} \tag{22}$$

基于 WKNN 算法,根据公式(22)中的欧氏距离,可以计算最终参考点各自的权重:

$$\mu_j=\frac{\frac{1}{d_{i_j}}}{\frac{1}{d_{i_1}}+\frac{1}{d_{i_2}}+\dots+\frac{1}{d_{i_k}}} \tag{23}$$

则当前时刻, t 的位置估计 (x_t,y_t) 为

$$(x_t,y_t)=\sum_{j=1}^k\mu_j(x_{i_j},y_{i_j}) \tag{24}$$

对于前点约束法,有两点需要特殊说明.

- (1) 对初始位置进行估计时,由于其没有前一时刻的位置估计,因此需要采用标准的 WKNN 方法计算;
- (2) 在公式(21)与公式(22)所示的最终参考点筛选过程中,仍有小概率出现筛选结果为空集的情况,此时也采用标准的 WKNN 方法进行位置估计.

前点约束法的流程图如图 2 所示.

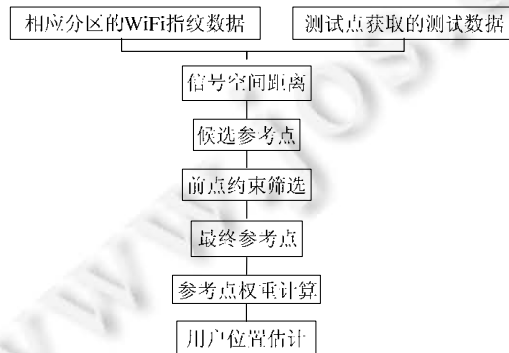


Fig.2 Former location restriction framework

图 2 前点约束框架图

3 实验与结果分析

3.1 实验设备与环境

选择北京航空航天大学新主楼 C 座 9 层环形走廊作为实验场地进行定位实验,使用 MI 5 手机(MEID: 990*****129)对参考点 RP 处的 WiFi 信号强度进行采集,通过空间特征分区算法获取指纹数据库后,实验员手持该设备沿走廊中线绕实验场一周,实时获取测试数据并与指纹数据库进行匹配,通过基于前点约束的 WKNN 算法得到室内位置的估计结果.

3.2 实验过程

(1) 设置参考点并获取原始数据

首先需要针对实验区域设置一定数量的参考点,考虑到本实验中的目标区域形状为矩形,因此采用四边形的法,以 1.2m 间隔进行参考点的获取,并在同一坐标系下记录各参考点的位置坐标,最终在目标区域内获得 158 个指纹点,如图 3 所示.



Fig.3 Map of experimental environment

图 3 实验环境示意图

随后,实验员手持 MI 5 手机在所有参考点处对 WiFi 信号进行测量,所需记录的数据包括所有接收到的 AP 的 MAC 地址及其对应的信号强度 RSSI,经编号后存储为公式(1)所示的格式.在数据获取过程中,为保证指纹数据的准确性,尽量减少 WiFi 信号波动性造成的不利影响,在每个 RP 处按照东西南北这 4 个方向各进行 10 次测量,再对 40 条数据取平均值作为最终的信号强度存入原始数据库中.

(2) 划分分区并提取指纹数据库

在参考点设置完毕的情况下对目标区域进行分区,由于实验环境为一条环形走廊,按照分区内部应当贯通的原则,在实验中将 4 条直线型的走廊作为目标区域的 4 个分区,如图 4 所示.

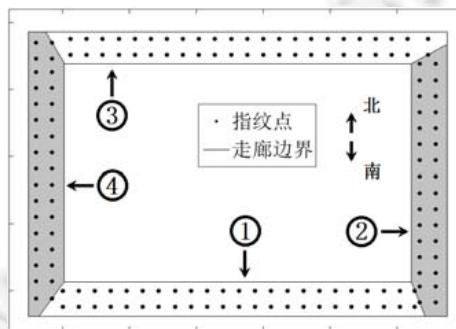


Fig.4 Target space partition

图 4 目标区域分区

在分区过程中需要注意:为了避免分区后形成定位盲区(即不被任何分区所覆盖的室内空间,如图 5 所示),相邻的分区应当共享边界处的指纹点,使分区之间达到无缝连接。

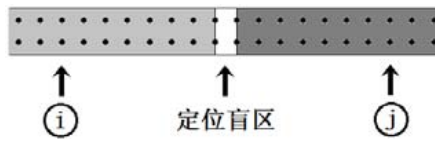


Fig.5 Blind zone caused by wrong partition

图 5 错误分区造成的定位盲区

在分区划分完成后,对各自分区内部的 WiFi 信号原始数据进行共有 AP 信息的截取,以建立分区指纹数据库(如公式(3)所示),进而提取出各分区的标识序列(如公式(7)所示).分区指纹数据库的建立过程与分区标识序列的提取过程分别详见第 1 节的步骤 1 与步骤 2,此处不再赘述。

(3) 在线测试并得到位置估计

建立分区指纹数据库后可进行在线测试阶段,在该阶段,实验员手持 MI 5 手机沿走廊中线的规划路径匀速行走一圈,当行走至测试点时,通过操作实时获取测试数据,测试数据的存储格式如公式(8)所示.实验过程中,共获得 155 个测试点,测试点间隔 0.6m,如图 6 所示。

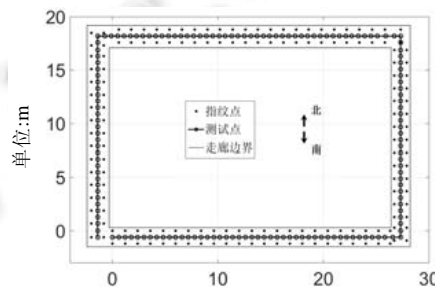


Fig.6 True trajectory of positioning experiment

图 6 定位实验真实轨迹

对于每一条测试数据,首先通过分区判别算法确定实验员当前位置所处的分区(详见第 1 节步骤 3),进而调用相应分区的指纹数据库与该条数据进行匹配,最终通过基于前点约束的 WKNN 算法计算得到位置估计结果(详见第 2 节)。

3.3 实验结果与分析

基于上述已获取的指纹数据库和测试数据,分别采用传统的 WKNN 算法、融合轨迹外推信息的 WKNN 算法与本文基于空间特征分区与前点约束的 WKNN 算法进行对比运算.实验中,对前两种算法取 $K=5$,对本文方法取 $K=10, R=2.7m$.而对于前文所述两种特殊情况, K 取值与传统 WKNN 算法保持一致,记作 K_w .为保证分区判别算法的准确性,对其所需参数取 $q=20, \Delta nums_ame=0$.用户在目标区域行进一圈,3 种方法位置估计的对比图如图 7 所示,其各自的位置估计误差见表 1。

从图 7 中的对比可以看出,使用本文方法的位置估计轨迹更加平顺.与使用传统 WKNN 方法的位置估计轨迹相比,往复跳动的现象得到了很好地抑制,也更加贴合图 6 所示用户真实的行进轨迹.结合表 1 所示两种方法位置估计误差的数值,其最小估计误差都保持在 0.02m,但是 WKNN 方法的最大估计误差达到了 7.92m,而本文方法的最大估计误差只有 2.63m。

从全程的平均误差来看,本文方法的平均估计误差保持在 1m 以内,达到了 0.88m,与 WKNN 方法 1.66m 的平均误差相比,估计精度提升了 47%.融合轨迹外推信息的 WKNN 方法则是在传统 WKNN 方法结果的基础上,

通过对前两个时刻的位置估计外推得到当前时刻位置估计的预测值,再将该预测值与 WKNN 方法所得当前时刻的位置估计进行融合,从而得到最终的估计结果.该方法由于在估计过程中利用了用户的历史位置信息,因此精度与传统的 WKNN 方法相比有小幅度的提升,但是与本文方法的位置估计精度相比仍有非常巨大的差距(如表 1 所示),这说明本文方法对于历史位置信息的挖掘和应用更加深入和充分.此外,通过对 155 个测试点分区判定结果的统计,由识别序列与信号空间距离所组成的两级分区判别算法,其准确率达到了 96.4%,显示出判别算法在实际应用中的可靠性.

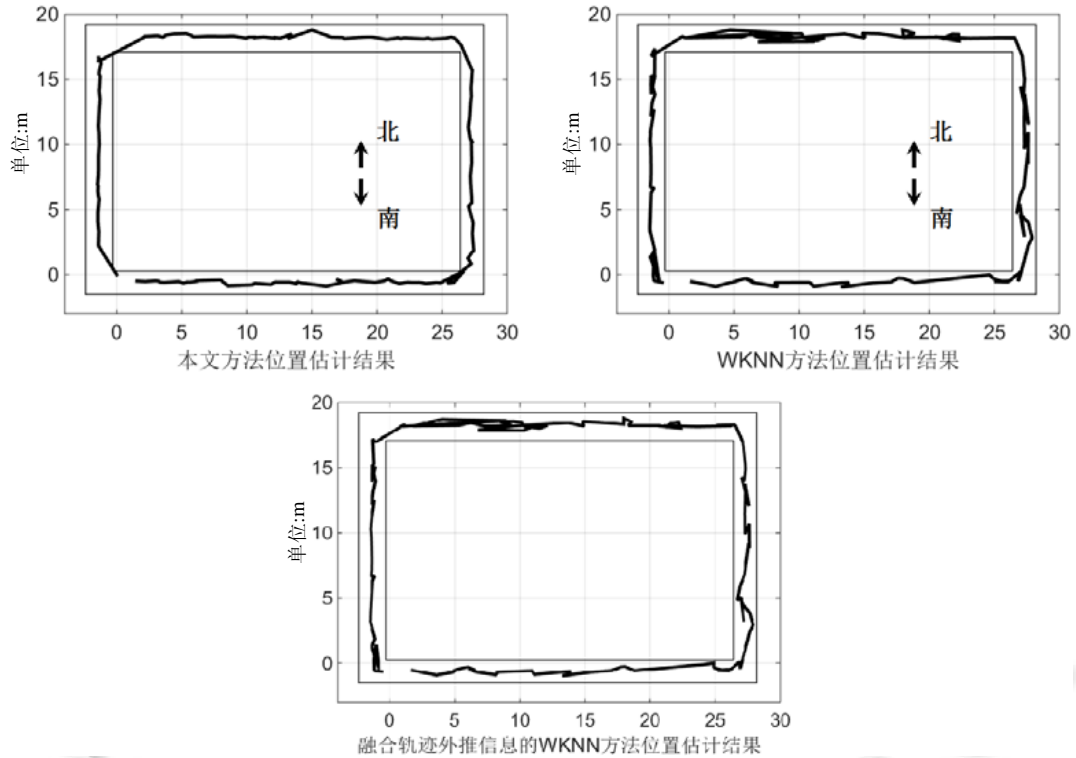


Fig.7 Comparison of estimated trajectories

图 7 位置估计对比

Table 1 Comparison of estimation errors

表 1 估计误差对比

方法	位置估计误差(m)		
	最小值	最大值	平均值
本文方法	0.02	2.63	0.88
WKNN 方法	0.02	7.92	1.66
融合轨迹外推信息的 WKNN 方法	0.02	7.62	1.64

图 8 进一步给出了本文方法和传统 WKNN 方法位置估计误差的累计概率对比图.从图中可以看出,在采用本文方法对全程 155 个测试点进行位置估计时,有 80% 以上的估计结果精度都保持在 1.5m 以内;而在同样的精度范围内,传统 WKNN 方法估计结果达到标准的还不足 60%.这也可以从另一个方面说明,本文方法相对于 WKNN 方法的提升是全方位的.

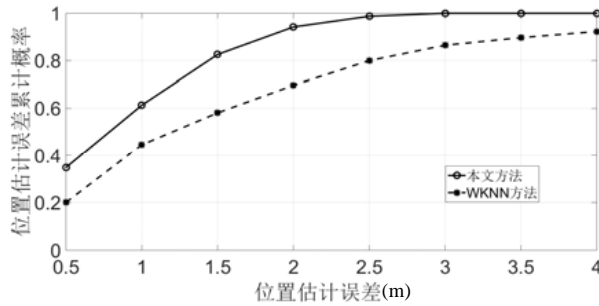


Fig.8 Cumulative probability of location estimation errors

图 8 位置估计误差的累计概率

3.4 参数优化

在第 3.2 节中已知,对本文方法所需要的参数取 $K=10, R=2.7m, K_W=5$. 对于一个确定的目标区域,选取不同的参数值得到最终的估计结果也有所不同.为了最大限度地发挥本文方法的优势,实验中对参数进行了最优化计算.具体考虑了 $K_W \in \{4, 5, 6\}, R \in \{2.5, 2.6, \dots, 3\}, K \in \{5, 6, \dots, 15\}$ 下所有的组合方案,得到的计算结果如图 9~图 11 所示.

在这 3 种情况下,最优参数组合均为 $K=10, R=2.7m$.而其中以 $K_W=5$ 时的位置估计精度最高,因此在本实验环境下,选取其作为实验参数.需要说明的是,该参数组合仅在当前目标区域下为最优参数,当实验环境、测量工具发生变化时,需要重新运行参数优化过程以获得相应条件下的最优参数.

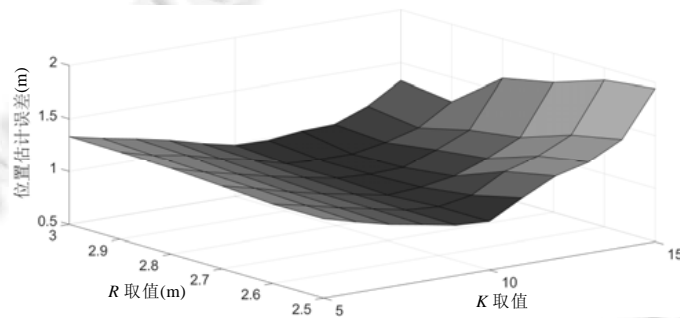


Fig.9 Average estimation error distribution when $K_W=4$

图 9 $K_W=4$ 时平均估计误差分布

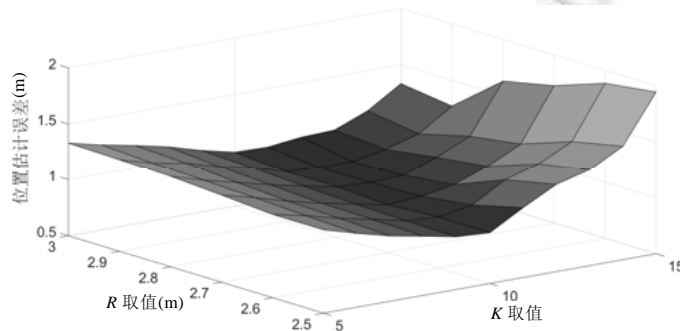
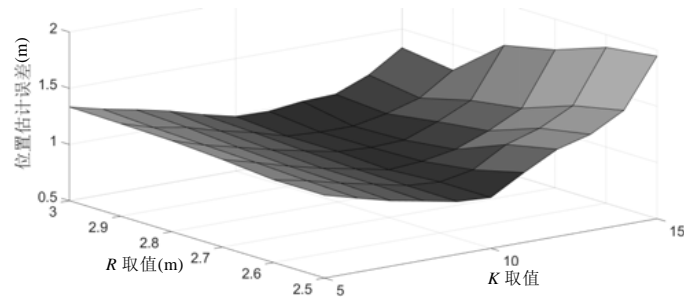


Fig.10 Average estimation error distribution when $K_W=5$

图 10 $K_W=5$ 时平均估计误差分布

Fig.11 Average estimation error distribution when $K_w=6$ 图 11 $K_w=6$ 时平均估计误差分布

4 结 论

传统的 WKNN 方法无法解决一套指纹数据库覆盖整个目标区域的难题,同时还存在估计结果跳动跨度较大的问题,严重影响室内定位精度.针对上述问题,本文提出了一种基于空间特征分区和前点约束法的 WKNN 室内定位方法.通过将面积较大的目标区域按照其空间特征划分为多个分区,同时引入识别序列和欧氏距离的组合分区判据,解决了指纹数据库无法实现全域覆盖的问题;又通过考虑行人在相邻时刻所处位置之间的空间约束关系,缩小了最终参考点的筛选范围,很好地提升了位置估计的精度.在北京航空航天大学新主楼 C 座 9 层环形走廊进行的室内定位实验结果表明,与传统的 WKNN 方法相比,本文方法极大地提升了位置估计轨迹的平顺性,分区判别正确率达到 96.4%,室内定位精度则提升了 47%,达到了 0.88m,进而证明了本文方法的有效性.

References:

- [1] Perusco L, Michael K. Control, trust, privacy, and security: Evaluating location-based services. *IEEE Technology & Society Magazine*, 2007,26(1):4–16. [doi: 10.1109/MTAS.2007.335564]
- [2] Bellavista P, Küpper A, Helal S. Location-based services: Back to the future. *IEEE Pervasive Computing*, 2008,7(2):85–89. [doi: 10.1109/MPRV.2008.34]
- [3] Castro P, Chiu P, Kremenek T, Muntz R. A probabilistic room location service for wireless networked environments. In: Abowd GD, ed. *Proc. of the Int'l Conf. on Ubiquitous Computing*. Atlanta: Springer-Verlag, 2001. 18–34.
- [4] Kuo SP, Tseng YC. A scrambling method for fingerprint positioning based on temporal diversity and spatial dependency. *IEEE Trans. on Knowledge & Data Engineering*, 2008,20(5):678–684. [doi: 10.1109/TKDE.2007.190730]
- [5] Gu YY, Lo A, Niemegeers I. A survey of indoor positioning systems for wireless personal networks. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2009,11(1):13–32. [doi: 10.1109/SURV.2009.090103]
- [6] Chang TH, Wang LS, Chang FR. A solution to the ill-conditioned GPS positioning problem in an urban environment. *IEEE Trans. on Intelligent Transportation Systems*, 2009,10(1):135–145. [doi: 10.1109/TITS.2008.2011709]
- [7] Sun LN, Zhou ZY, Zhou ZB. The development status of MEMS and the thinking on China's development strategy of MEMS. *Robot Technology and Applications*, 2002,15(2):2–4 (in Chinese with English abstract).
- [8] Tan XL. Research on improved model of inertial navigation aided seamless positioning [Ph.D. Thesis]. Xuzhou: China University of Mining and Technology, 2014 (in Chinese with English abstract).
- [9] Sun Y, Fan PZ. RFID technology and its application in indoor positioning. *Computer Applications*, 2005,25(5):1205–1208.
- [10] Wang M. Design of analog-to-digital converter for the RFID location system based on AOA [MS. Thesis]. Tianjin: Tianjin University, 2010 (in Chinese with English abstract).
- [11] Kee CD, Yun DH, Jun HY. Precise calibration method of pseudolite positions in indoor navigation systems. *Computers & Mathematics with Applications*, 2003,46(10):1711–1724. [doi: 10.1016/S0898-1221(03)00397-3]
- [12] Liu JN, Zhai CR, Song DE, Hu H. Indoor pseudolites precise point positioning based on improved time-satellites difference. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2009,34(1):105–108 (in Chinese with English abstract).

- [13] Zhang MH. Study on WLAN based indoor location estimation technology [Ph.D. Thesis]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2009 (in Chinese with English abstract).
- [14] Pei L, Chen RZ, Liu JB, Kuusniemi H, Tenhunen T, Chen YW. Using inquiry-based bluetooth RSSI probability distributions for indoor positioning. *Journal of Global Positioning Systems*, 2010,9(2):122-130122. [doi: 10.5081/JGPS.9.2.122]
- [15] Shum KCY, Cheng QJ, Ng JKY, Ng D. A signal strength based location estimation algorithm within a wireless network. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Advanced Information Networking and Applications. Biopolis: IEEE Computer Society, 2011. 509-516. [doi: 10.1109/AINA.2011.80]
- [16] Deng ZA. Research on learning based WLAN indoor positioning techniques [Ph.D. Thesis]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2012 (in Chinese with English abstract).
- [17] Chen M. The research of indoor positioning and tracking system based on signal strength using WLAN [Ph.D. Thesis]. Wuhan: Wuhan University, 2012 (in Chinese with English abstract).
- [18] Klingbeil L, Wark T. Demonstration of a wireless sensor network for real-time indoor localisation and motion monitoring. In: Proc. of the Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks. St. Louis: IEEE Computer Society, 2008. 543-544. [doi: 10.1109/IPSN.2008.16]
- [19] Zhang WX. The fingerprint location algorithm based on RSSI of WiFi [MS. Thesis]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2015 (in Chinese with English abstract).
- [20] Le Dortz N, Gain F, Zetterberg P. WiFi fingerprint indoor positioning system using probability distribution comparison. In: Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing. Kyoto: IEEE, 2012. 2301-2304. [doi: 10.1109/ICASSP.2012.6288374]
- [21] Bahl P, Padmanabhan VN. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. In: Proc. of the 19th Joint Conf. of the IEEE Computer and Communications Societies. Vol.2. Tel Aviv: IEEE, 2000. 775-784. [doi: 10.1109/INFCOM.2000.832252]
- [22] Ni LM, Liu YH, Lau YC, Patil AP. LANDMARC: Indoor location sensing using active RFID. *Wireless Networks*, 2004,10(6): 701-710. [doi: 10.1109/PERCOM.2003.1192765]

附中文参考文献:

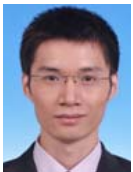
- [7] 孙立宁,周兆英,龚振邦. MEMS 国内外发展状况及我国 MEMS 发展战备的思考. *机器人技术与应用*, 2002,15(2):2-4.
- [8] 谭兴龙. 惯性导航辅助的无缝定位改进模型研究[博士学位论文]. 徐州: 中国矿业大学, 2014.
- [9] 孙瑜, 范平志. 射频识别技术及其在室内定位中的应用. *计算机应用*, 2005,25(5):1205-1208.
- [10] 王淼. 用于 RFID 信号到达角度(AOA)定位系统中的 ADC 设计[硕士学位论文]. 天津: 天津大学, 2010.
- [12] 刘峻宁, 翟传润, 宋嫡儿, 胡华. 基于改进时星差分的室内伪卫星精密单点定位研究. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2009,34(1): 105-108.
- [13] 张明华. 基于 WLAN 的室内定位技术研究[博士学位论文]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [16] 邓志安. 基于学习算法的 WLAN 室内定位技术研究[博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2012.
- [17] 陈淼. 基于信号强度的 WLAN 室内定位跟踪系统研究[博士学位论文]. 武汉: 武汉大学, 2012.
- [19] 张文学. 基于 WiFi 的 RSSI 指纹定位算法研究[硕士学位论文]. 成都: 电子科技大学, 2015.



杨海峰(1993—),男,河北吴桥人,博士生,主要研究领域为室内定位,滤波算法,深空探测,导航方案.



黄裕梁(1992—),男,硕士生,主要研究领域为室内定位,小样本技术,可靠性.



张勇波(1984—),男,博士,讲师,主要研究领域为室内定位,小样本可靠性,滤波算法,生物力学.



傅惠民(1956—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为小样本技术,可靠性,导航算法,室内定位.