

基于区域网格划分的 SVM 室内定位算法

贾春阳¹ 郭之超²

¹(北京联合大学智慧城市学院 北京 100101)

²(北京航空航天大学计算机学院软件开发环境国家重点实验室 北京 100191)

摘要 随着城市化的快速发展,人们越来越多的时间处于室内,因此室内定位方法和系统的研究越来越得到关注。针对室内环境相对复杂造成的 RSSI 值波动大、定位响应不及时的问题,采用有效的预处理,兼顾定位速度和定位精度,提出一种基于区域网格划分的 SVM 定位算法。离线采集阶段进行 SVM“位置指纹”模型训练。在线定位阶段,进行数据筛选和数据修正等预处理,再进行区域网格匹配。在 K 个区域网格内使用 SVM 分类器进行二分类,通过投票法确定移动终端的位置。实验结果表明,该定位算法在保证定位速度的前提下能够有效地提高定位精度。

关键词 室内定位 Wi-Fi 区域网格划分 SVM 分类

中图分类号 TP3 **文献标识码** A **DOI**:10.3969/j.issn.1000-386x.2018.12.029

SVM INDOOR POSITIONING ALGORITHM BASED ON REGIONAL MESHING

Jia Chunyang¹ Guo Zhichao²

¹(Smart City College, Beijing Union University, Beijing 100101, China)

²(State Key Laboratory of Software Development Environment, School of Computer Science and Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract With the rapid development of urbanization, people spend more time indoors, so the study of indoor positioning methods and systems is getting more attention. Aiming at the problem that RSSI value fluctuates greatly and positioning response was not timely due to the relatively complex indoor environment, an SVM positioning algorithm based on regional meshing was proposed by using effective pre-processing and considering the positioning speed and accuracy. In the offline acquisition stage, the algorithm performed SVM position fingerprint model training. In the online positioning stage, the algorithm performed pre-processing, such as data filtering and data modification, and matched region grids. SVM classifiers were used for two classifications in K region grids, and the position of mobile terminals was determined by voting method. Experimental results show that the proposed algorithm can effectively improve the positioning accuracy while ensuring the positioning speed.

Keywords Indoor positioning Wi-Fi Regional meshing SVM classification

0 引言

位置服务 LBS (Location Based Service) 又称为定位服务,是由卫星定位系统、广域通信基站系统和室内定位系统等系统结合在一起提供综合的定位服务。随着通信设备的更新迭代和通信技术的不断发展,定位服务技术也有了长远发展,不再是初期只依靠定位卫

星进行解算定位,而是发展成多种定位技术融合定位的阶段,大大提高了定位精度,也不断拓展了适用范围,深刻影响了人们的生产生活^[1]。

在室内定位技术方面,目前流行的定位技术主要有借助 Wi-Fi 定位、借助蓝牙定位、借助广域基站的附加信号定位等几种方式进行定位。从基本技术原理上分析,所有的室内定位思路都基本相似,是通过不断发送信号的固定基站或信标,为终端提供定位的手段,具

体方法包括三角定位、无线频谱定位等方式^[3]。

基于 IEEE 802.11 b/g/n 协议的无线网络在近年来得到迅速发展和普及,并广泛应用于我们的生活场所中。支持 Wi-Fi 的终端也越来越多,智能手机、平板电脑、智能手表等物联网设备也均包含了无线上网卡,这为 Wi-Fi 定位提供了必要的物质基础与技术支持,使得基于 Wi-Fi 的无线定位成为可能^[4]。由于室内信号传播的复杂性,定位精度、维护成本、室内地图等逐渐成为室内定位的约束条件^[4]。

目前 Wi-Fi 应用于交通枢纽、机场、车站、商场等公共场所,具有广泛的覆盖面和普及面,并且智能手机都配有 Wi-Fi 通信功能。借助 Wi-Fi 的室内定位是网络接入的附加功能,通过软件实现定位,具有很好的复制应用能力。

1 手机 Wi-Fi 数据的信号特征

1.1 Wi-Fi 信号强度的空间分布特征

室内定位的前提是移动设备接收到的 RSSI 信号强度值能够反映其与 AP 的位置存在一定的相关性。在室内环境中,信号随着距离信号源的距离增长会有一定程度的衰减。经过前人不断的实验证明,对数路径损耗模型(Pass-Loss)经验公式能够符合 Wi-Fi 信号 RSSI 在空气环境下的能量传输损耗,信号强度 RSSI 与 AP 的传输频率 f 和信号的传输距离 d 相关,遵循以下公式:

$$PL(d) = PL(d_0) + 10n \log\left(\frac{d}{d_0}\right) + X\sigma \quad X\sigma \sim (0, \sigma^2) \quad (1)$$

式中: d_0 为所选取的参考点, $PL(d_0)$ 为参考点 d_0 处测量到的 RSSI 损耗值(记为 A),一般取 $d_0 = 1$,即选取距离 AP 一米处作为参考点。 d 为发射点到接收点的距离。 n 为路径损耗指数,表示路径损耗与距离增加的关系,它依赖于其所处的环境和建筑物是否有阻隔。 $PL(d_0)$ 为发射到接收间的损耗,通过实际测量得到 $PL(d_0)$ ^[5]。在不同的环境下,路径损耗指数可以从 2 变化到 6,一般室内取值为从 2 到 4。此外在障碍物多的地方, n 通常有增长的趋势,而 d_0 的选择通常也和不同的传播环境相关。

图 1 中的点线是对数路径损耗模型经验公式的拟合数据,无点线是一组在走廊中实际测量的数据。可以看出模型能反映总体趋势,但和真实室内环境下的情况还是有较大区别。走廊是比较简单的场景,如果在其他更复杂的场景下,有更多的信号遮挡、反射等因素存在, RSSI 不仅和距离位置有关,还和周围的各种障碍物有关系。

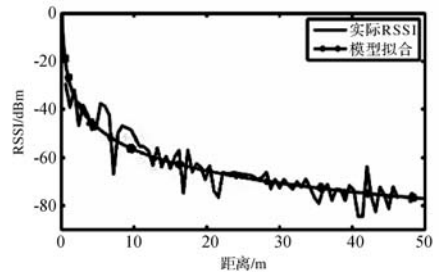


图 1 信号强度模型拟合和实际测量对比

1.2 Wi-Fi 信号的强度波动特征

基于 Wi-Fi 信号的室内定位算法直接依靠 AP 的信号强度特征进行定位,因此 AP 信号强度的稳定性对于定位精度及可信度是至关重要的。本节将从稳定状态、信道切换状态和移动状态对 Wi-Fi 信号强度的波动特性进行探究。

1.2.1 稳定状态

稳定状态指的是手机设备处于静止状态,并且连接 Wi-Fi 网络,网络信道未发生变化的状态。稳定状态下分析 Wi-Fi 信号强度的波动特性能够反映出 Wi-Fi 信号在正常条件下的稳定性。

在测试环境中,将手机放置在某一位置不动,连接上测试环境 Wi-Fi,并开启手机 Wi-Fi 传感器数据记录功能,将手机静止放置 30 分钟。同时在 AP 端设置固定的信道,防止出现 AP 自动扫描信道,进行信道切换的情况。记录完成后,将数据汇总,绘制成如图 2 所示的折线图。

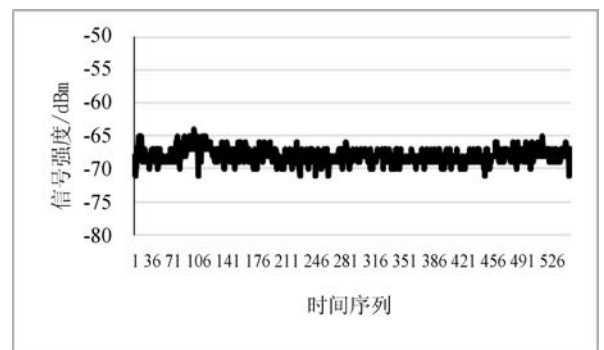


图 2 稳定状态下信号波动分布图

从图 2 我们不难发现,即使手机处于稳定状态, AP 也没有发生信道变化,移动设备采集到的 AP 信号强度仍然具有一定的波动性,但是波动幅度不大,幅度基本在 5 dB 的范围之内,这是由信号传播的过程中可能发生的多径效应以及反射、绕射等原因造成的。

1.2.2 信号切换状态

目前市面上的大部分 AP 都具有双频的,分别提供 2.4 GHz 和 5 GHz 双频段的通信模式,而且每个频段下根据频率的不同划分了不同的信道。为了减少信

道的通信压力,充分利用带宽特点,大部分 AP 在出厂时会被默认设置成自动选择信道,即 AP 会在不同的信道上定时发送探测报文探测信道的使用率,如果当前工作信道使用率较高经常发生拥塞时,自动选择一个较为空闲的信道继续完成传输数据的工作。

信道的切换有两种情况,一种是同一频段下不同信道的切换(例如 5 GHz 频段内某信道的切换),另一种是不同频段下信道的切换(例如 5 GHz 频段内某信道切换到 2.4 GHz 的某信道)。根据 Path-Loss 损耗模型公式得知,频率对于信号强度有一定影响。图 3、图 4 也反映了信道切换时信号强度会发生一定改变。

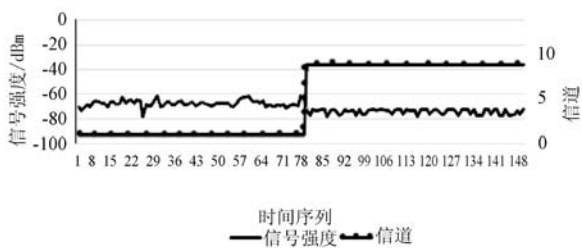


图 3 2.4 GHz 频段下信道 1 切换到信道 9 信号强度变化图

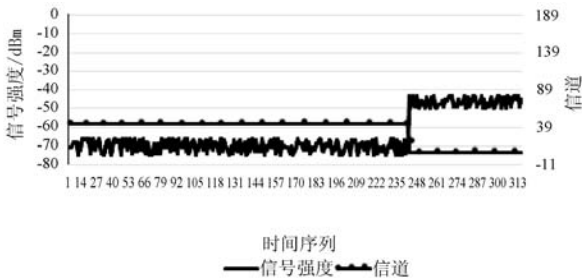


图 4 5 GHz 频段下信道 44 切换到 2.4 GHz 频段下信道 6 信号强度变化图

实验表明,信道切换会造成同一位置的同一设备信号强度不同,有一定的波动性。同一频段下信号强度变化波动较小,大约在 10 dBm 左右;不同频段下造成的信号强度变化波动较大,大于 20 dBm。而且两种信道切换发生时都有比较大的瞬时波动。

故信道切换对于室内定位精度具有非常大的影响。对于 Wi-Fi 信号的频率高度复合,应做好相应的信道频率规划。2.4 GHz 的波段内选用 1、6、11 信道作为固定信道,关闭 AP 的自动信道选择功能,防止频繁的更改信道。

1.2.3 移动状态

用户在室内的移动状态分为慢速行走、常速行走和快速行走。手持手机,分别以三种不同速度进行测试。图 5 为三种速度下信号强度随移动位置的变化情况,图 6 为该段测试数据的采集起始点、经过路径以及 AP 的实际位置。

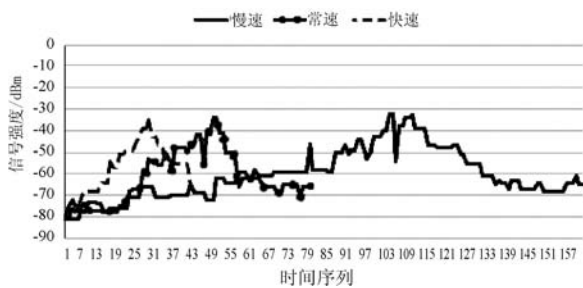


图 5 不同速度下信号强度变化情况



图 6 数据采集路线及 AP 位置图

图 5 表示了分别以慢速、常速和快速三种速度行走所感知到的某一具体 AP 的信号强度变化情况,图 6 表示行走的起止点、移动方向和 AP 的具体位置。从数据上看,由于用户是先靠近 AP 所在位置,然后再远离 AP 所在位置,三种速度在整体趋势是一致的,但是随着速度的增加,折线图的斜率越大,即表明波动越大。从微观上分析,由于人行走的速度在 0 ~ 2 m/s 的范围内,室内定位的计算速度在 1 s 内至少能够完成一次定位,所以行走状态可以在微观上认为是静止的。

1.3 Wi-Fi 信号的无线广播特征

Wi-Fi 信号的广播特性指的是,Wi-Fi 信号发射端广播发射 beacon 信号让无线信号接收端(如手机)的无线接收模块搜索到该发射端的无线信号,以便于连接该无线网上网,如果关闭了那么就无法搜索到该无线信号。故 Wi-Fi 信号发射端需要高频率的、定期的发射 beacon 信号。在实际应用中,由于 AP 之间主动广播和接收 beacon 帧和物理环境不可控等因素,定位服务器会接收到很大一部分信号强度数据为无效的报文数据,即系统内部自身 AP 之间的信号强度数据和系统外部 AP 的信号强度数据,据统计该类数据量约占数据总量的 70% 以上,极大浪费了物理存储资源和实时计算资源,导致定位引擎计算压力大、定位响应不及时的问题。

2 手机 Wi-Fi 数据预处理

2.1 无效 AP 的动态监测与过滤

位置指纹定位方法的定位流程是定位服务器接收

AP 或者移动设备发送来的定位原始数据和定位请求,由定位引擎通过一定的搜索匹配算法匹配位置指纹信息,结合室内地图资源,将定位结果返回给定位请求者。

但是在实际应用中,由于 AP 之间主动广播和接收 beacon 帧和物理环境不可控等因素,定位服务器会接收到很大一部分信号强度数据为无效的报文数据,即系统内部自身 AP 之间的信号强度数据和系统外部 AP 的信号强度数据。该类数据量约占数据总量的 70% 以上,极大浪费了物理存储资源和实时计算资源,导致定位引擎计算压力大、定位响应不及时等问题。

因此需要克服目前 WIFI 室内定位无效报文多、存储的无效数据多、定位引擎计算压力大、定位请求响应不及时等问题,需要在预处理、定位引擎定位计算之前设计一种方法进行无效 AP 的动态检测与过滤。这种方法能够有效动态检测出无效 AP,在定位服务器的网关部分及时将无效数据过滤掉,避免定位引擎进行无效计算,提高移动设备定位请求的响应及时性。无效 AP 的动态监测与过滤部署位置如图 7 所示。

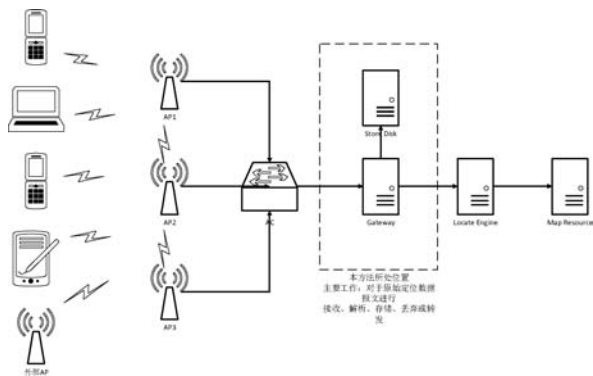


图 7 无效 AP 的动态监测与过滤部署位置示意图

2.2 数据筛选

手机能够探测到的最小 AP 信号强度为 -100 dBm。当信号强度小于 -95 dBm,根据路径损耗模型以及实验测试得知,距离至少在 30 米之外。因此,即使是稳定的信号数据,对于提高定位精度的影响已经十分微小,不能满足定位的需求,所以在数据筛选时,应当将低于 -95 dBm 的数据删除。

2.3 数据修正

数据修正主要以滤波为主。常用的滤波方法有卡尔曼滤波法、Alpha-Beta 滤波法、滑动平均滤波法等。

从定量角度进行分析,用同一段数据对卡尔曼滤波法、Alpha-Beta 滤波法和滑动平均滤波法进行比较和评价如图 8 所示。

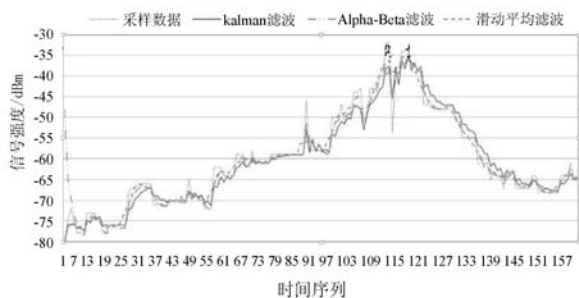


图 8 采样数据与三种滤波方法的比较

卡尔曼滤波法对信号有很好的平滑效果,但在信号波动较大的采样时刻,滤波效果较差,不能对大范围波动进行有效抑制。Alpha-Beta 滤波法可以反映信号的时间变化,但平滑效果较差,不推荐使用。滑动平均滤波器在平滑性和实时性方面优于前两种滤波方法。

3 基于区域网格划分的 SVM 定位算法

3.1 区域网格划分

当待测区域较大,定位区域包含大量采样点时,采用全局 SVM 定位算法依次遍历每个采样点,然后进行匹配判断,大大增加了定位所需的时间。此外,将所有采样点模型加载进内存会增加所使用的内存量。在定位相应的时间及时性和内存空间使用量上不能满足类似于交通枢纽这样的大面积、多楼层场景下的定位需要。

解决上述问题的一个方法是对室内整体进行区域网格划分,见图 9。将待测区域的大面积划分为多个较小的子区域。在定位过程中,首先确定移动设备所在的子区域及相邻的几个区域,然后在该区域内进行精确的 SVM 定位。

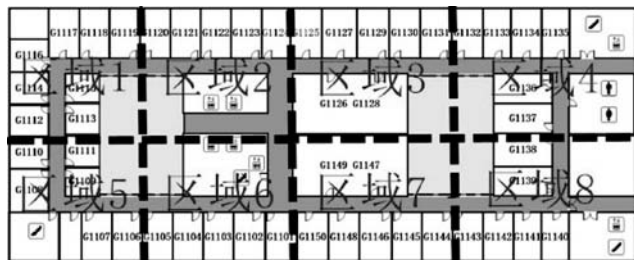


图 9 区域网格划分图

划分好区域后,从“位置指纹”数据库中参考点属于该区域的数据中取出每个参考点“位置指纹”向量中信号强度 RSSI 最大一项的 AP 的 MAC 地址,作为该点的代表,然后与该区域内所有代表点的 AP 的 MAC 的并集作为该区域的特征集合。

3.2 支持向量机

支持向量机 SVM 方法建立在统计学习 VC 维(VC

dimension)理论和结构风险最小(structural risk minimization)原理基础上,根据有限的样本信息在分类能力(对任意样本进行无错误分类)和模型的复杂性(对特定样本的学习精度,Accuracy)之间寻求折衷,以期使分类器获得最好的推广能力(Generalization Ability)。它是一种非参数化的有监督分类器^[6]。

假设当前存在一个线性样本集 $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n, x \in R^2$ 其中 y 是类别标号且 $y \in \{-1, 1\}$, d 维空间中的线性判别函数为:

$$g(x) = \omega \cdot x + b \quad (1)$$

若线性分类线能够将两类样本准确分开,则应当满足如下条件:

$$\begin{cases} y_i = 1 \Leftrightarrow g(x_i) = \omega \cdot x_i + b \geq 1 \\ y_i = -1 \Leftrightarrow g(x_i) = \omega \cdot x_i + b \leq -1 \end{cases} \Leftrightarrow y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1 \quad (2)$$

此时分类间隔等于 $2 / \|\omega\|$, 最优分类线问题转化为约束优化问题,即在满足条件 $y_i(\omega \cdot x_i + b) \geq 1$ 的情况下,求 $\phi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2}(\omega \cdot \omega)$ 的最小值,应用 Lagrange 乘子并满足 KKT 条件(Kuhn-Tucker conditions):

$$\alpha_i [y_i(\omega \cdot x_i + b) - 1] = 0 \quad (3)$$

最后可得到最优分类函数为:

$$f(x) = \text{sgn}[(\omega^* \cdot x) + b^*] = \text{sgn}[\sum_{i=1}^k \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^*] \quad (4)$$

式中: α_i^*, b^* 为确定最优划分超平面的参数, $(x_i \cdot x)$ 为两个向量的内积。

非线性 SVM 分类器使用适当的核函数 $K(x_i, x_j)$ 实现不同维度间的映射,在不增加计算复杂度的前提下达到线性分类的作用,如图 10 所示。对应的分类函数也变为:

$$f(x) = \text{sgn}\{\sum_{i=1}^k \alpha_i^* y_i K(x_i, x_j) + b^*\} \quad (5)$$

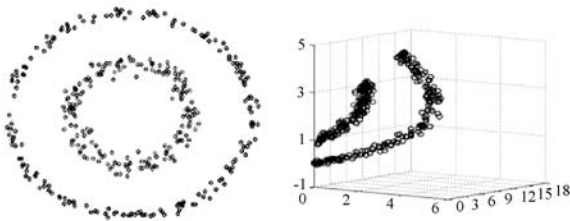


图 10 非线性情况下的最优分类面

3.3 SVM 离线训练

SVM 离线训练步骤如下:

(1) 初始化离线采样标准数据类型 首先需要每条原始采样数据标定各自的类型。对于 SVM 的原始数据而言,因为需要进行具体到每个位置点的定位,所以对于某个采样位置点采集的数据,标定的类型应该是其采样的位置点编号。

(2) 分类器构建 由于 SVM 是一种典型的两类分类器,但根据需求需要将类型扩展为多个,实现多分类的功能。因此需要对 SVM 分类方式进行扩展。目前,构造 SVM 多分类器主要有两种方式,一种是直接分类,另一种是间接分类。对于间接分类法,可能会出现“数据集偏斜”问题,即正类别数远小于负类别数,造成分类精度降低。所以使用直接分类法实现 SVM 多分类。

(3) SVM 参数的选取 同其他机器学习方法一样,SVM 分类器的性能也受到多种参数的影响,主要是惩罚参数 C 和核函数参数 γ 。其中 C 代表对误差的容忍度, C 值越高,说明对错误分类容忍度越低,分类器泛化能力越低; γ 是核函数内的一个参数,该参数一定程度上影响了数据映射到新的特征空间后的分布。本文在这两个参数的选取上采用二维网格划分法,以便使分类器效果最佳,如图 11 所示。

Best log₂ 0.125=-3 log₂ 0.5=-1 accuracy=96.2109%

图 11 网格法确定 SVM 参数示意图

3.4 基于区域网格划分的 SVM 室内定位算法

在线阶段的主要工作步骤如下:

第一步 数据获取 移动设备主动扫描当前环境中能够探测到的所有 AP,并解析出其 MAC 地址、信号强度、信道、采集时间等信息。

第二步 定位请求。手机客户端软件请求定位服务,将第一步中收集到的数据作为参数进行定位 POST 请求。

第三步 数据预处理。服务器网关部分经过无效

AP 的动态监测和过滤、数据筛选、数据修正等数据预处理工作。

第四步 基于区域网格的初定位。服务器定位引擎将上报的所有数据按信号强度降序排列,选取信号强度最好的 K 个。然后根据这 K 个 AP 的 MAC 地址从区域网格中匹配所属区域。区域有可能一个,也可能多个。一般情况下 $K=3$,如果室内环境比较复杂则应增大 K 值以提高定位成功率,但是相应的会延长定位的响应时间。

第五步 在区域网格内进行 SVM 精确定位。第四步已经将定位范围缩小到某一个或者某几个区域网格内,则此时只需在区域网格内进行 SVM 定位,确定用户更精确的位置坐标。该过程使用 SVM 分类器对测试样本数据进行类型预测,且只挑选出定位所包含的位置点对应的二分类器组。最终通过投票法确定移动终端的位置。若投票得出的位置点为多个,则选取这几个位置点几何上的中心点作为定位结果。

4 定位测试

4.1 测试指标

假设计算得到的定位点的坐标为 (x_e, y_e) , 而其真实的位置点坐标为 (x_i, y_i) , 那么定位误差 E 为:

$$E = \sqrt{(x_e - x_i)^2 + (y_e - y_i)^2} \quad (6)$$

假设计算得到的 n 个位置点的误差为 E_1, E_2, \dots, E_n , 那么定位的平均误差 \bar{E} 为:

$$\bar{E} = \frac{E_1 + E_2 + \dots + E_n}{n} \quad (7)$$

4.2 测试结果

本文使用 KNN 定位算法与基于区域网格划分的 SVM 定位算法分别计算包含 46 个测试点的数据集,其定位算法精度如图 12 所示。

两种定位算法精度

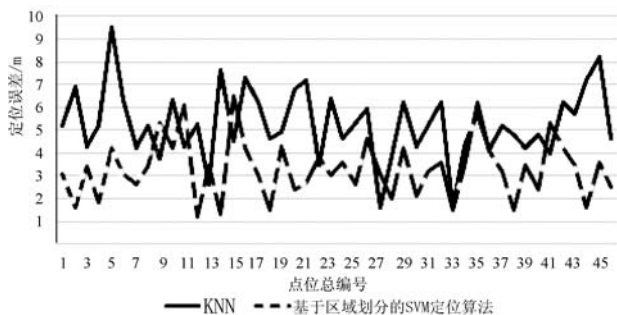


图 12 定位算法精度折线图

两种定位算法的精确度综合比较如表 1 所示。

表 1 定位算法精确度综合比较

定位算法	KNN 算法	基于区域划分的 SVM 算法
误差最大值	9.4	6.5
误差最小值	1.6	1.2
误差平均值	5.26	3.29

基于区域划分的 SVM 定位算法在 46 个点的整体定位误差为 3.29 m, 比基于 KNN 的定位算法提高了 37.45%, 并且在绝大多数点的误差基本小于 5 m, 如果再结合室内地图匹配, 基本能够满足室内高精度定位需求。

5 结 语

本文首先对手机 Wi-Fi 数据的信号特征进行了分析, 具体分析了 Wi-Fi 信号的空间分布特征、强度波动特征、无线广播特征。然后针对具体特征进行了预处理, 包含无效 AP 的动态监测与过滤、数据筛选、数据修正, 以得到真实有效的定位数据。最后进行基于区域网格化分的 SVM 室内定位算法。实验结果证明, 采用本文的定位算法能够有效降低实验环境随机噪声带来的波动影响, 在不降低定位实时性的前提下, 大幅度提高了定位准确度。非常适合类似于交通枢纽、购物广场等客流量大的室内定位场景。

参 考 文 献

- [1] 刘蓓蓓. 基于位置信息的无线资源管理的研究[D]. 北京:北京邮电大学, 2013.
- [2] 邓中亮, 张森杰, 焦继超, 等. 基于高精度室内位置感知的大数据研究与应用[J]. 计算机应用, 2016, 36(2): 295-300.
- [3] Sheu S T, Hsu Y M, Chen H Y. Indoor location estimation using smart antenna system with virtual fingerprint construction scheme [C]//The Eighth International Conference on Mobile Ubiquitous Computing, Systems, Services and Technologies. 2014: 281-286.
- [4] 宋齐. 基于 Crowdad 的无线定位算法研究[D]. 大连:大连理工大学, 2014.
- [5] 刘春红, 陆萍萍. 基于 Chan 氏算法和最近邻居算法的协同定位方法[J]. 无线通信技术, 2012, 21(3): 8-11, 15.
- [6] 肖汉光, 蔡从中. 特征向量的归一化比较性研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(22): 117-119.
- [7] Zhuang Z, Kim K H, Singh J P. Improving energy efficiency of location sensing on smartphones [C]//International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services. DBLP, 2015: 315-330.

- 33(2):46-49.
- [5] 张翠萍, 苏光大. 人脸识别技术综述[J]. 中国图象图形学报, 2000, 5(11): 885-894.
- [6] 景晨凯, 宋涛, 庄雷, 等. 基于深度卷积神经网络的人脸识别技术综述[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(1): 223-231.
- [7] 张少华. 基于深度卷积神经网络的人脸基准点定位研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2016.
- [8] 吴尧, 邱卫根. 基于改进的深度卷积神经网络的人脸识别[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(8): 2246-2250.
- [9] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [10] Zou X, Kittler J, Messer K. Illumination invariant face recognition: a survey[C]//IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, 2007: 1-8.
- [11] Faraji M R, Qi X. Face recognition under varying illumination based on adaptive homomorphic eight local directional patterns[J]. Computer Vision Iet, 2014, 9(3): 390-399.
- [12] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing[M]. Prentice Hall, 2008.
- [13] Shan S, Gao W, Cao B, et al. Illumination normalization for robust face recognition against varying lighting conditions[C]//IEEE Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures. 2003: 157-164.
- [14] Gross R, Brajovic V. An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition[C]//International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person, 2003: 10-18.
- [15] Basri R, Jacobs D W. Lambertian reflectance and linear subspaces[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2003, 25(2): 218-233.
- [16] Cheng Y, Jiao L, Tong Y, et al. Directional illumination estimation sets and multi-level matching metric for illumination-robust face recognition[J]. IEEE Access, 2017, 5: 25835-25845.
- [17] Jobson D J, Rahman Z, Woodell G A. Properties and performance of a center/surround retinex[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(3): 451-462.
- [18] Wang H, Li S Z, Wang Y, et al. Self-quotient image for face recognition[C]//IEEE International Conference on Image Processing, 2004, 2(5): 1397-1400.
- [19] Wang B, Li W, Yang W, et al. Illumination normalization based on Weber's Law with application to face recognition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2011, 18(8): 462-465.
- [20] Wu Y, Jiang Y, Zhou Y, et al. Generalized Weber-face for illumination-robust face recognition[J]. Neurocomputing, 2014, 136: 262-267.
- [21] Cheng S H, Liu J, Wei H, et al. Face recognition under complex illumination based on multi-scale Weberface and local binary pattern[J]. Journal of Information & Computational Science, 2015, 12(12): 4585-4593.
- [22] Wu S Q, Li Z G, Zheng J H, et al. Exposure-robust alignment of differently exposed images[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2014, 21(7): 885-889.
- [23] Ahonen T, Hadid T, Pietikäinen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [24] Liu L, Fieguth P, Zhao G, et al. Extended local binary patterns for face recognition[J]. Information Sciences, 2016, 358-359: 56-72.
- [25] Liao H. Region description using extended local ternary patterns[C]//IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2010: 1003-1006.
- [26] Biglari M, Mirzaei F, Ebrahimpour-Komeh H. Illumination invariant face recognition using SQI and weighted LBP histogram[C]//Pattern Recognition and Image Analysis. IEEE, 2013: 1-7.
- [27] Lee K-C, Ho J, Kriegman D J. Acquiring linear subspaces for face recognition under variable lighting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 684-698.
- [28] Martinez A M. The AR face database[R]. Cvc Technical Report 24, 1998.
- ~~~~~
- (上接第 153 页)**
- [8] Yang Z, Feng X, Zhang Q, Adometer: push the limit of pedestrian indoor localization through crowdsourcing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2014, 13(11): 2473-2483.
- [9] 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.
- [10] 邓中亮, 肖占蒙, 贾步云, 等. 城市空间无线定位信号传播模型校正方法研究[J]. 导航定位与授时, 2017, 4(3): 11-16.
- [11] 杜娟. 超宽带室内定位技术及其干扰分析方法研究[D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2012.
- [12] 史伟光. 基于射频识别技术的室内定位算法研究[D]. 天津: 天津大学, 2012.
- [13] 邓中亮. 导航与位置服务现状与发展[J]. 卫星应用, 2016(2): 41-45.
- [14] Chang K, Han D. Crowdsourcing-based radio map update automation for wi-fi positioning systems[C]//ACM Sigspatial International Workshop on Crowdsourced and Volunteered Geographic Information. ACM, 2014: 24-31.