

单位代码： 10293 密 级： 公开

南京邮电大学

硕士学位论文



论文题目： 基于 WiFi 指纹的室内定位系统中
采样和匹配算法研究

学 号 1013010228
姓 名 蔡敏敏
导 师 王玉峰
学 科 专 业 通信与信息系统
研 究 方 向 无线数据与移动计算
申 请 学 位 类 别 工学硕士
论 文 提 交 日 期 2016/3/29

Research on sampling and matching algorithms in WiFi Fingerprint based Indoor Positioning System

Thesis Submitted to Nanjing University of Posts and
Telecommunications for the Degree of
Master of Engineering



By

Minmin Cai

Supervisor: Prof. Yufeng Wang

March 2016

南京邮电大学学位论文原创性声明

本人声明所呈交的学位论文是我个人在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢的地方外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得南京邮电大学或其它教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

本人学位论文及涉及相关资料若有不实，愿意承担一切相关的法律责任。

研究生签名：_____ 日期：_____

南京邮电大学学位论文使用授权声明

本人授权南京邮电大学可以保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子文档；允许论文被查阅和借阅；可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索；可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编本学位论文。本文电子文档的内容和纸质论文的内容相一致。论文的公布（包括刊登）授权南京邮电大学研究生院办理。

涉密学位论文在解密后适用本授权书。

研究生签名：_____ 导师签名：_____ 日期：_____

摘要

随着信息技术的快速发展,基于终端的室内定位技术能为用户提供信息检索服务、室内导航服务、社区交友服务等,因此已经成为当前的热点研究领域。已有的室内定位算法包括:三角测量法、临近法、WiFi 指纹定位法以及行人航位推算法,其中 WiFi 指纹法定位范围广、成本低、使用灵活、无需额外硬件支持,因此本文研究基于 WiFi 指纹的室内定位。

然而传统的 WiFi 指纹定位法尚存在如下问题:第一,在采样阶段,每个采样点上需要采集信号并预处理,已有的单方向采集和均值滤波的处理方式尚不够理想;第二,在定位阶段,已有一些匹配算法如 KNN,但匹配精度尚待提高。

本文在 WiFi 指纹法的采样阶段,针对信号采集环节,分析了已有的单方向采集法,指出其没有考虑在手机指向不同方向时信号强度的差异性,故提出了不同方向采集法;针对信号预处理环节,分析了均值滤波法,指出其把一些与均值偏差较大的信号也算入总和求平均的缺点,引入了高斯滤波来滤除这些信号。最后,将不同方向采集和高斯滤波融合,提出了改进的采样法——FODG (Fusion of Different direction collection and Gauss Filter)。

在 WiFi 指纹法的定位阶段,从欧氏距离计算和坐标匹配两方面对主流的匹配法 KNN 改进。在欧式距离计算环节,分析了 KNN 法赋予每个 AP 相同权重的弊端,提出赋不同权值给各个拥有不同信号强度的 AP;在坐标匹配环节,指出了 KNN 法赋予 K 个近邻采样点相同权值的缺点,提出了距离加权的 KNN 法 (WKNN),最后将 AP 加权欧式距离法和 WKNN 法融合,提出了改进的匹配法——AWKNN (AP weighted and distanced weighted KNN)。

最后本文实现了 WiFi 指纹定位系统,包括采样阶段和定位阶段各模块的设计与实现,并在实现的定位系统基础上对相关参数(采集的 AP 数量、WiFi 信号采集数量、近邻数 K 值)进行了最优化取值。接着对采样阶段算法 FODG 和定位阶段算法 AWKNN 进行性能分析,最后从定位精度、定位稳定性、定位速度三个方面,分析整个改进的定位系统(FODG 采样+AWKNN 匹配)的性能,结果表明:改进后的系统定位精度和定位稳定性相比传统法均有一定程度的提高,而定位速度只有小幅度的减慢。

关键词: 室内定位, WiFi 指纹, 高斯滤波, 欧氏距离, KNN

Abstract

With the rapid development of information technology, terminal-based indoor positioning technology has enabled various services, including information retrieval, indoor navigation, community dating etc. Existing indoor positioning methodologies can be categorized as: triangulation method, proximity method, WiFi fingerprint based positioning method and pedestrian dead reckoning. As WiFi fingerprint based positioning method has advantages of wide positioning range, low cost, flexible usage and no requirement of additional hardware, this thesis mainly deals with the key issues in this method.

Basically, there still exists several problems in traditional WiFi fingerprint based positioning method. Firstly, in sampling phase, we should collect and preprocess signals at each sampling point, existing unidirectional collecting and mean filtering method is still not ideal. Secondly, in positioning phase, the matching accuracy of some typical existing algorithms such as KNN still need to be increased.

In sampling phase of WiFi fingerprinting method, for the functionality of signal collecting, unidirectional collecting method is analyzed. Considering the fact that it has not considered the difference of signal strength when the phone points to different direction, so the method of collecting signal in different direction is proposed. For the functionality of signal preprocessing, the existing mean filtering algorithm is analyzed. Considering the weakpoint that it has taken into sum averaging some signals which deviate largely from mean value, so the method of Gaussian filtering is proposed to filter out these signals. Finally, an improved sampling algorithm----FODG(Fusion of Different direction collection and Gauss Filter) is proposed which integrates the method of collecting in different directions and Gaussian filtering.

In positioning phase of WiFi fingerprinting method, the mainstream matching algorithm KNN is improved from the aspects of Euclidean distance calculating and coordinate matching. For Euclidean distance calculating process, the weakness is analyzed that KNN gives the same weight to each AP(Access Point), and the method of giving different weights to APs with different signal strength is proposed in this thesis. For coordinate matching process, the weakness is pointed out that KNN gives the same weight to the K neighbor reference points, and the distance weighted KNN method (WKNN) is proposed. Finally, an improved matching algorithm---- AWKNN (AP weighted and distanced weighted KNN) is proposed which integrates AP weighted Euclidean distance and

WKNN.

Finally, the whole WiFi fingerprint based indoor positioning system is designed and implemented on the Android platform, including sampling phase and positioning phase. Based on WiFi fingerprint based system, investigation of the optimal selection of relevant parameters (number of APs collected, number of WiFi signal collected and value of neighbors K etc.) is conducted. Then, the performance analysis of sampling algorithm FODG and matching algorithm AWKNN is carried on, and the whole positioning system (FODG + AWKNN) is tested from the aspects of positioning accuracy, positioning stability and positioning speed. The results show that the improved system can increase positioning accuracy and positioning stability to certain extent compared to traditional methods, and the positioning speed just slightly decreases.

Key words: indoor localization, WiFi fingerprint, Gaussian filter, Euclidean distance, KNN

目录

专用术语注释表	VI
第一章 绪论	1
1.1 课题研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 论文研究内容及组织结构	3
1.3.1 论文研究内容	3
1.3.2 论文组织结构	4
第二章 相关背景知识介绍	6
2.1 室内定位传感网络介绍	6
2.2 室内定位算法介绍	8
2.2.1 三角测量法	9
2.2.2 临近法	10
2.2.3 行人航位推算法	11
2.2.4 WiFi 指纹法	12
2.3 室内定位评价标准	14
2.4 Android 开发平台简介	15
2.4.1 Android 的优势	15
2.4.2 Android 系统框架	16
2.4.3 Android 应用组件	17
2.5 本章小结	18
第三章 WiFi 指纹系统采样阶段算法研究	19
3.1 采样阶段流程	19
3.2 WiFi 指纹采集	20
3.3 WiFi 指纹预处理	22
3.3.1 WiFi 信号和时间的关系	22
3.3.2 均值滤波	24
3.3.3 高斯滤波	24
3.4 改进的采样阶段算法——FODG	27
3.5 本章小结	28
第四章 WiFi 指纹系统定位阶段算法研究	29
4.1 定位阶段流程	29
4.2 匹配算法	30
4.2.1 最近邻法 (NN)	30
4.2.2 K 近邻法 (KNN)	30
4.3 改进的匹配算法	31
4.3.1 AP 加权的欧式距离	32
4.3.2 WKNN 坐标匹配	33
4.3.3 AP 加权欧式距离和 WKNN 融合——AWKNN	36
4.4 本章小结	37
第五章 WiFi 指纹定位系统实现及性能评估	38
5.1 WiFi 定位系统设计与实现	38
5.1.1 系统开发环境	38
5.1.2 采样阶段设计实现	39
5.1.3 定位阶段设计实现	44

5.2 相关参数的最优化选择 46

 5.2.1 采集 AP 数量的选择 47

 5.2.2 采集 WiFi 信号数量的选择 48

 5.2.3 近邻数 K 值的选择 50

5.3 采样阶段算法——FODG 性能分析..... 51

5.4 定位阶段算法——AWKNN 性能分析..... 52

5.5 整个改进定位系统性能分析 54

 5.5.1 定位精度分析 55

 5.5.2 定位稳定性分析 57

 5.5.3 定位速度分析 59

5.6 本章小结 60

第六章 总结与展望 61

 6.1 论文总结 61

 6.2 未来展望 62

参考文献 63

附录 1 程序清单 66

附录 2 攻读硕士学位期间撰写的论文 67

附录 3 攻读硕士学位期间参加的科研项目 68

致谢 69

专用术语注释表

缩略词说明:

LBS	Location Based Service	基于位置的服务
GPS	Global Positioning System	全球定位系统
AOA	Angle of Arrival	基于到达角度
TOA	Time of Arrival	基于到达时间
TDOA	Time Difference of Arrival	基于到达时间差
RSS	Received Signal Strength	接收信号强度
WLAN	Wireless Local Area Network	无线局域网
UWB	Ultra Wide Band	超宽带
IR	Infrared Ray	红外线
RFID	Radio Frequency Identification	射频识别
PDR	Pedestrian Dead Reckoning	行人航位推算
NN	Nearest Neighbor	最近邻法
KNN	K Nearest Neighbor	K 最近邻法
MEMS	Micro Electro Mechanical System	微机电系统
MAC	Media Access Control	媒体访问控制
ADT	Android Development Tools	安卓开发工具
SDK	Software Development Kit	软件开发工具包
AP	Access Point	接入点
SVG	Scalable Vector Graphics	可缩放矢量图形
XML	Extensible Markup Language	可扩展标记语言
W3C	World Wide Web Consortium	万维网联盟
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers	电气和电子工程师协会
SQL	Structured Query Language	结构化查询语言

第一章 绪论

1.1 课题研究背景及意义

随着移动通信技术的快速发展,基于位置的服务 LBS(Location Based service)^[1] 已经得到了越来越多用户的青睐。基于位置的服务(LBS)是指利用移动网络获取用户位置,并为用户提供与位置信息相关的服务。LBS 支持一系列与位置信息相关的应用服务,比如行车导航、信息查询、医务抢救、目标跟踪、财产监控、商家推销等,为人们的生活带来了很大的便利。在室内环境中,LBS 的应用前景十分广阔,包括:

- 1) 基于位置的信息检索服务:用户可以根据当前位置,搜索附近商家超市,获取附近区域团购、商家活动、产品优惠等信息。
- 2) 室内导航服务:实时跟踪定位小孩以防走失,在地下停车场中方便快捷地找到空余的停车位,在医疗单位协助对病人进行跟踪和监护,协助老人机残障人士在智能住宅内活动等。
- 3) LBS 与社区交友的结合:提供好友的实时位置,当好友在用户附近时,通过客户端推送提醒信息,让用户了解好友的活动信息。

全球定位系统(GPS)^[2]由于高效、全天候、高精度、自动化等特点已被应用于军事、经济、生活等各个领域,同时还能实现精确测量、导航定位、授时校频等功能。因此,全球定位系统能满足用户对室外环境的定位要求。随着移动智能手机的日益普及,用户对室内环境下的定位需求也越来越大。由于 GPS 信号在室内环境中传播容易受障碍物干扰而减弱,因此不适用于室内定位。因此实现复杂度低、精度高的室内定位技术已经在国内外研究学者中间掀起了一股热潮。

当前的室内定位算法主要包括:三角测量法、临近法、基于 WiFi 指纹的定位方法以及行人航位推算法。其中,三角测量方法包括基于到达时间定位方法(TOA)、基于到达时间差定位方法(TDOA)和到达角度定位方法(AOA)。这类方法的缺点是不易获得特征信息,且对信号直线传播的要求非常严格,同时环境变化会导致定位精度迅速下降。

临近法能提供象征性的相对位置信息。通常需要预先在实验环境中按网格形状布置一定密度的天线,每个天线的位置都是已知的。当一个移动待测物体只被其中一个天线探测到时,待测物体的位置就认为是该天线的位置。当有多个天线探测到该待测物体时,则待测的物体的位置认为与接收到的信号强度最大的天线的位置一致。近似法实现起来相对简单,且无需额外的硬件设备,但定位精度很大程度上取决于布置的天线密度,因此定位精度较低。

现在智能终端内置的传感器越来越多样化,包括加速度传感器、方向传感器、陀螺仪、压力传感器等等,行人航位推算法利用加速度传感器测量行人移动的步长,利用方向传感器测得行人移动的方向,将步长和方向叠加起来,实现对行人的连续定位。这类定位技术的优点是传感器设备体积小、成本低,但是由于传感器灵敏度尚不够高,行人航位推算法在运算过程中存在累积误差,因而不适合长时间定位使用。

基于 WiFi 指纹的定位方法是先在各个采样点上采集 WiFi 指纹并存入数据库,然后将待测点的指纹同数据库中的指纹匹配,将相似度最大的指纹参考点的物理位置作为最终的定位位置。WiFi 指纹定位法相对其他三种方法的优点包括:第一,它所需要的基础设施,就是目前应用最广泛的 WiFi 无线网络,定位对象就是智能手机终端,不需要任何额外的硬件参与,因此部署难度小、成本低廉;第二,获取 WiFi 信号比获取 AOA、TOA、TDOA 的信息特征要相对容易,因此实现复杂度小。第三,相比行人航位推算法, WiFi 指纹法没有累计误差,因而其定位精度相对较高。综上所述,基于 WiFi 指纹的定位技术是目前室内定位发展前景最大的一种定位方法。

1.2 国内外研究现状

国外的学者和公司很早就开始了对室内定位方面的研究。微软公司在 2000 年提出了以基于 802.11 协议的 WLAN (接收信号强度)为基础的 RADAR^[3]定位系统。RADAR 定位系统分为离线采样阶段和在线定位阶段,首先在离线采样阶段,在待定位区域内的采样点上采集信号样本,生成相应的指纹地图,即表示信号强度与位置关系的一一对应的地图,存入数据库;在在线定位阶段,移动终端接收到 WiFi 信号的信号强度值,然后与已有的映射地图进行匹配,找出其中相似度最大的参考点,将其作为待测点的位置。RADAR 系统的缺点是:室内环境存在一定变化,如果环境发生较大改变,则原来的指纹地图就会失效,需要实时更新。

芬兰 Ekahau 公司研究出了基于 WLAN RSS (接收信号强度)的室内定位软件系统^[4],主要通过结合用户的信号指纹识别和历史信号实现定位,在不同环境下的定位精度范围在 2-6 米范围内。Ekahau 定位系统主要由场地测量 (Site Survey)、定位引擎 (EPE)、WiFi 定位标签以及应用软件 (包括 Tracker、Finder、Ekahau Vision)等部分组成,主要基于标准的 WLAN,利用 WiFi 标签或笔记本实现室内定位。

2013 年,芬兰奥卢大学的研究员鉴于在建筑物内部无法使用 GPS 进行室内定位,于是开发出了利用地磁场信号的室内定位系统^[5]。鉴于在一栋大楼内每个地方的地磁环境都各不一

样, 该系统使用移动设备的磁力仪标记磁扰动, 从而画出大楼内的地磁环境平面图, 最后进行定位。该研究团队通过在一个矿洞中实际测试, 结果表明该应用运行良好, 运行的精度范围在 4 米左右; 而且该系统不需要安装其他任何软件和硬件, 除此以外, 可以同其他地图应用相结合得到更为准确的位置信息。

许多学者研究如何略过室内定位的人工采样环节, 即实现指纹数据库的自动化创建和更新。文献[6]率先提出了无需人工采样的 WiFi 指纹定位系统 WILL, 利用 WiFi 信号的穿墙能力以及智能终端的移动性, 能够实现房间级别的定位。在文献[7]中, LiFs 定位系统融合了惯性导航、智能终端的移动性以及 WiFi 指纹定位等方法实现室内定位, 精度可达 4.3 米左右。Zee^[8]方案也是研究如何实现无需人工采样的室内定位。此类系统的优点是避免了传统方法需要通过人工采样来创建和更新指纹数据库所付出的高昂人力成本和时间成本, 从而大大提高了定位的效率, 有利于室内定位的推广。

近年来国内的很多公司和学校也开始进入室内定位的研究领域。Cicada 室内定位系统^[9]基于射频和超声波传感网络, 利用到达时间差(Time Difference of Arrival)方法来计算信号发射端到待测客户端的距离, 并且采用扩展的卡尔曼滤波法, 最终实现室内位置定位。智慧图公司^[10]研究的定位系统精度范围在 3 米以内, 采用惯性导航和地磁辅助定位, 支持室内外无缝连接, 无缝连接的延迟时间小于 100ms。智慧图公司掌握快速采集处理指纹以及指纹精确定位技术、室内地图技术、手机惯性导航辅助定位技术等一系列关键技术。

由上述可知, 室内定位技术已经成为国内外研究的热点。

1.3 论文研究内容及组织结构

1.3.1 论文研究内容

基于 WiFi 指纹的定位技术, 因其具有定位范围广、成本低廉、部署难度小、无需额外硬件参与、定位精度高等特点, 已成为国内外室内定位技术研究和应用的主流。然而传统的 WiFi 指纹定位技术尚存在以下问题:

1、在采样阶段, 每个采样点通常要采集多次信号, 如何采集和处理这些数据值得研究, 已有的单个方向采集信号和均值滤波的处理方式尚不够理想;

2、在定位阶段, 已有一些匹配算法如 NN 近邻法、KNN 近邻法, 但匹配精度尚待提高。

本文针对上述问题, 对已有的 WiFi 指纹定位技术改进, 实现了 WiFi 指纹定位系统, 并

通过实验验证改进定位系统的效果。论文的研究内容包括如下几点：

1. 相关背景知识介绍，包括已有的室内定位传感网络介绍、室内定位算法分析对比以及 Android 开发平台简介。

2. 在采样阶段，针对手机指向不同方向时接收信号强度的差异性，提出了采集不同方向法，随后分析了均值滤波法，指出其将一些与均值偏差较大的信号也算入总和求平均的缺点，引入高斯滤波来滤除这些信号。最后，将不同方向采集和高斯滤波融合，提出了改进的采样预处理法——FODG。

3. 在定位阶段，对主流的 KNN 匹配法改进，首先分析了 KNN 法在计算欧式距离时赋予每个 AP 的相同权重的弊端，提出赋予不同信号强度的 AP 不同的权值。随后分析坐标匹配问题，提出了距离加权的 KNN 法（WKNN），接着将 AP 加权欧式距离法和 WKNN 法融合，提出了改进的匹配法——AWKNN。

4. 本文实现了 WiFi 指纹定位系统，包括开发环境介绍、采样阶段和定位阶段实现，并对相关参数如采集的 AP 数量、WiFi 信号采集数量、近邻数 K 值进行了最优化取值。最后针对整个改进的定位系统（FODG 采样+AWKNN 匹配），从定位精度、定位稳定性、定位速度三个方面进行性能分析。

1.3.2 论文组织结构

第一章，绪论，阐述了课题研究背景及意义，室内定位的国内外研究现状，以及本文的研究内容和组织结构。

第二章，相关背景知识的介绍，包括目前的室内定位传感网络介绍、室内定位算法分析对比以及 Android 开发平台简介。

第三章，WiFi 指纹定位系统采样阶段算法研究，介绍了采样阶段流程，提出了不同方向的 WIFI 指纹采集法和高斯滤波预处理法，并提出了改进的采样算法——FODG。

第四章，WiFi 指纹定位系统定位阶段算法研究，介绍了定位阶段流程以及已有的匹配算法，针对 KNN 法改进，提出了 AP 加权的欧式距离法、距离加权的 KNN 法(WKNN)，并提出了改进的匹配法——AWKNN。

第五章，WiFi 指纹定位系统实现及性能评估，包括 WiFi 定位系统设计与实现、相关参数的最优化选择、采样阶段算法 FODG 性能分析、定位阶段算法 AWKNN 性能分析以及整个定位系统的性能分析。

第六章，总结与展望，包括对本文的总结，并指出了存在的缺陷，并对以后的研究工作作出了进一步的展望。

第二章 相关背景知识介绍

本章主要介绍室内定位相关的基本知识,包括室内定位使用的传感网络介绍、室内定位算法介绍、室内定位的评价标准以及 Android 开发平台简介。介绍了室内定位系统使用的传感网络包括:WiFi、蓝牙、惯性传感器等。还分析比较了各种室内定位算法,包括:三角测量法、WiFi 指纹法、行人航位推算法等,得出了 WiFi 指纹法较为适合室内定位的结论。接着列举了室内定位的评价标准,包括定位误差、误差累积概率、定位方差等。最后介绍了本文的实现平台——Android 操作系统的相关知识,包括系统框架、应用组件等。

2.1 室内定位传感网络介绍

(1) 基于超声波

基于超声波的定位技术^[11]利用超声波信号测量距离,在测距前超声波传感器发送高频信号到待测目标,到达待测目标后再返回到超声波传感器,则从发送超声波到接收到返回超声波之间的时间间隔和超声波传播速度的乘积的一半,即为传感器与待测目标间的距离,再利用三角测量法确定待测目标的位置。基于超声波的技术定位精度可达厘米级,但由于超声波信号在传输过程中衰减较快,因此定位范围较小。

(2) 基于红外线

基于红外线的定位技术中^{[12][13]},发送机和接收机之间直接通信,因为红外线不能穿过门和墙等障碍物。为了确定物体或者人的位置,通常会在房间里安装很多红外线接收装置,以保证当待测物体在房间的任何位置都能被扫描到。基于红外线的定位技术要求用户随身携带一个包含特殊信息的标签,然后部署在房间里的红外线探测装置通过检测这些标签信息来返回用户的位置信息,完成定位。由于红外线信号容易受到桌椅、墙壁等障碍物阻挡,因此传输距离较短,实现复杂度也较高。

(3) 基于超宽带

基于超宽带的定位系统主要包括接收机、主动标签以及参考标签三大部分。定位时接收机收到从参考标签发来的信号后,滤除信号在传输过程中受到的各种噪声,得到有效的信号,最后通过 TDOA 延时测距法来计算位置。基于超宽带(UWB)的定位技术^{[14][15]}发射功率低、传输速率高、穿透力强,而且具有较高的定位精度,但是由于成本造价高,因此不适合大规模应

用。

(4) 基于 RFID

基于 RFID（射频识别技术）的室内定位系统^[16]主要包括：射频读写器、数字标签、数据库以及中间件。首先在实验环境中部署大量存储固定位置信息的射频读写器，在待测物体上安装有数字标签，当数字标签靠近某一射频读写器时，会被射频读写器识别到，最后根据射频读写器储存的位置信息可计算得到数字标签位置坐标。基于 RFID 的定位系统的优点是标签体积小巧，价格便宜，且适合非视距传播环境。缺点是，必须部署大量射频读写器，才能获得较高的定位精度，而较大的部署密度会干扰信号正常传输，反而影响定位。

(5) 基于 ZigBee

基于 ZigBee 的定位系统^[17]需要预先在实验环境中布置大量物理位置已知的参考节点，移动节点利用无线传感器网络与参考节点进行通信，参考节点将接收信号强度(Received Signal Strength) 和位置信息发送给移动节点，移动节点根据接收到的信息计算位置坐标，最终完成定位。系统采用的 ZigBee 传感器网络可以缩短信号传输时间，并减小网络传输数据量。基于 ZigBee 的技术定位精度在 2m 以内，并且功耗和成本都较低。

(6) 基于蓝牙

基于蓝牙的定位系统^[18]需要事先在室内环境中安放一定数量的蓝牙局域网接入点，并将网络设置为面向多用户的网络连接模式。基于蓝牙的室内定位的优点是信号传播不受视距影响且容易探测到移动设备。缺点是蓝牙器件价格较贵，并且在复杂的室内环境中，蓝牙系统受噪声信号干扰大，稳定性不够高，并且只适合小范围的定位。

(7) 基于惯性传感器

随着惯性传感器成本不断降低，体积不断变小，越来越多的传感器被集成到移动终端设备中。惯性传感器包括加速度传感器、方向传感器、陀螺仪^[19]等。基于惯性传感器的室内定位技术主要使用行人航位推算方法^[20]，利用加速度传感器测量行人移动的步长，利用方向传感器测得行人移动的方向，将步长和方向叠加起来，实现对行人的连续跟踪定位。但是由于硬件构造特性，其在使用过程中需要消除累积误差，因而不适合长时间定位使用。

(8) 基于 WiFi

目前基于 IEEE802.11b 标准的无线 WiFi 网络已被人们广泛使用，由于它覆盖范围广、使用便捷，已经成为目前室内定位系统中的热门技术。人们只需使用移动终端或者笔记本电脑就可以连接上无线 WiFi 信号，常用的 WiFi 室内定位技术^[21]有位置指纹法、信号传播衰减模型等，

都是基于 RSS 的室内定位的典型算法。基于 WiFi 的室内定位技术覆盖范围广，信号传输速度快，易于维护，网络建设成本低，适合大规模定位应用,且定位精度较高(2m — 3m)。

对各种定位传感网络的综合比较如下表 2.1 所示。

表 2.1 各种室内定位传感网络的比较

室内定位传感网络	定位精度	成本	复杂度
超声波	厘米级	较高	较高
红外线	厘米级	较高	较高
超宽带	厘米级	高	高
RFID	1-20m	较高	较高
ZigBee	3-5m	较低	较低
蓝牙	2-5m	高	高
惯性传感器	5-20m	较低	较低
WiFi	1-5m	较低	较低

综上所述，WiFi 网络较其他传感网络（如红外线、超声波、RFID 等）有以下一些优点：覆盖范围广，信号传输速度快，易于维护，网络建设成本低，适合大规模定位应用，因此本文选择 WiFi 作为传感网络研究室内定位。

2.2 室内定位算法介绍

当前的室内定位方法主要有以下四种，如图 2.1 所示：

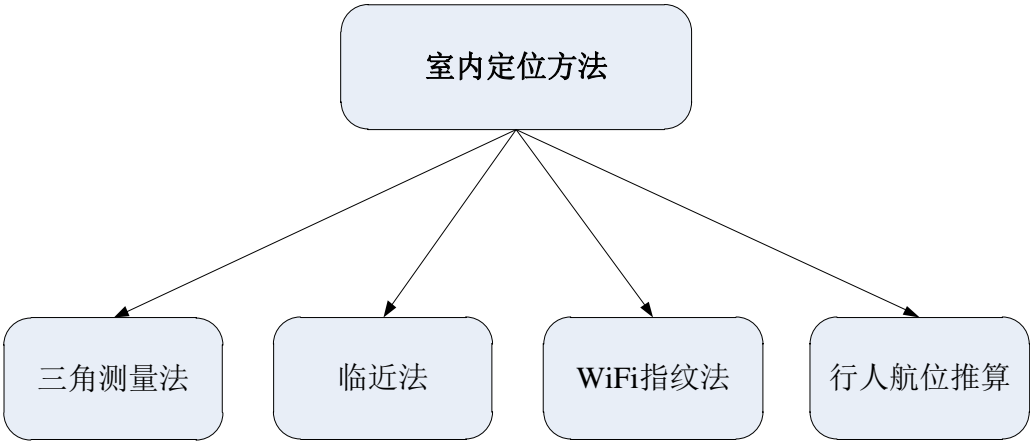


图 2.1 现有的室内定位算法

2.2.1 三角测量法

基于测距的三角测量法利用三角形的地理属性来定位目标。主要分为两个方向：测距和测角，测距是测目标到多个参考点的距离，测角是测目标到多个参考点的角度。经典的技术包括：到达时间法（TOA）、到达时间差法(TDOA)、到达角度法（AOA）。

(1) 到达时间法（TOA）

TOA(Time of Arrival)^{[22][23]}指的是从基站发送信号到接收端接收信号时间间隔。根据公式 $d = t * v$ 就能得出基站和接收端的距离,其中 d 是基站到接收端的距离, t 是信号传输的时间, v 是传输速度,再利用三边定位法就能得出待测点的位置。所谓三边定位法就是分别以三个基站为圆心,以基站到接收端的距离为半径画圆,在理想情况下,三个圆会相交于一点,此点即为待测点位置,如图 2.2 所示。

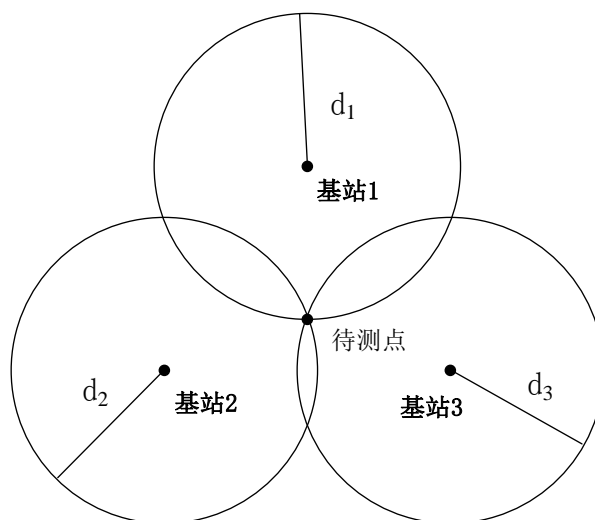


图 2.2 TOA 原理图

TOA 要求基站的位置已知,而且对测量时间精度要求非常高,哪怕出现 1 微秒的误差都会产生 300 米的定位误差,因此对硬件的要求很高,不适合实际应用。

(2) 到达时间差法（TDOA）

不同于 TOA 利用信号到达的绝对时间,TDOA 的技术^{[24][25]}利用信号到达的时间差来估算距离。待测点发出的信号到达两个不同的信号接收端(基站)的时间差为一定值,即待测点与不同基站的距离差也为一定值,这样待测点就位于一组以两个基站为焦点的双曲线上,如图 2.3 所示。故两组不同双曲线的交点即为待测点位置。TDOA 方法不像 TOA 对时间的测量要求那么高,只要接收端之间保持同步即可,因此更易于实现,但随之需要额外的硬件设备支持。

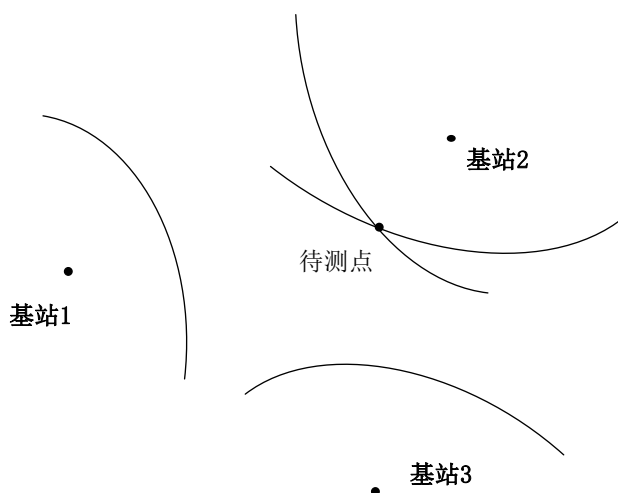


图 2.3 TDOA 原理图

(3) 到达角度法 (AOA)

AOA (Angle of Arrival) ^{[26][27]}利用待测点接收到位置已知的基站发送的信号的传播角度来实现定位，如图 2.4 所示。每个基站向移动设备传送信号，信号以直线传播。以两个基站的位置为起点，根据两个参考点测得的信号角度分别画直线，两条直线的交点即为待测点位置。由于这种方法要求信号直线传播，因此当信号受到障碍物干扰发生折射时，定位精度下降明显，还要求基站具有测量角度的功能，且位置要已知，因此 AOA 方法需要对硬件进行升级，加大了定位成本，不适合实际应用。

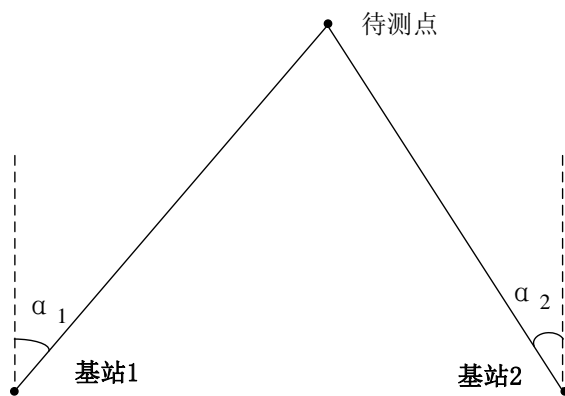


图 2.4 AOA 原理图

2.2.2 临近法

基于临近法的定位系统^[28]能提供象征性的相对位置信息。通常需要预先在实验环境中按网格形状布置一定密度的天线，每个天线的位置都是已知的。当一个移动待测物体只被其中一个天线探测到时，待测物体的位置就认为是该天线的位置。当有多个天线探测到该待测物

体时，则待测的物体的位置认为与接收到的信号强度最大的天线的位置一致。近似法能基于不同类型的物理介质实现，更多的是基于红外线和 RFID（射频识别技术）。蜂窝识别技术（Cell-ID）使用的也是近似法，原理是移动蜂窝网络通过判断在某一时间段内移动设备在使用哪个蜂窝来给出该临近的移动设备位置。蜂窝识别技术现如今已经被广泛应用，并且支持所有类型的移动终端。综上所述，近似法实现起来相对简单，且无需额外的硬件设备，但定位精度很大程度上取决于布置的天线密度，因此定位精度较低，不适合室内定位。临近法的原理图如图 2.5 所示。

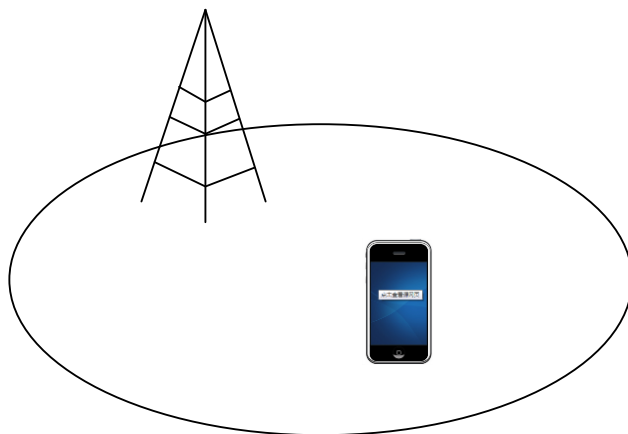


图 2.5 临近法原理图

2.2.3 行人航位推算法

如今的智能手机大多内置有一系列的传感器，比如加速度传感器、方向传感器、陀螺仪等等，这些传感器可以采集有关人体活动的一些信息，如步行加速度、步行方向等。加速度传感器用来测量加速度，陀螺仪用来测量偏转、倾斜时的转动角速度，方向传感器测量移动方向。行人航位推算法（PDR）^{[29][30]}从已知位置的起点开始，通过加速度传感器进行步伐判断和步长测算，利用方向传感器和陀螺仪判断行人方向，最终所有的信息整合起来实现对行人的连续跟踪定位。

行人航位推算（PDR）系统使用的算法如图 2.6 所示，是一种相对定位算法。符号 N 和 E 分别代表正北和正东方向。已知行人的初始位置坐标为 (x_0, y_0) ，根据手机与北极的方位夹角 θ_l 和行人的步长 d_l ，可以计算出下一步到达的位置坐标 (x_l, y_l) ，如此一步步迭代计算，我们可以计算出行人走到第 k 步时的位置信息如下：

$$x_k = x_0 + \sum_{i=1}^k d_i \sin \theta_i \quad (2.1)$$

$$y_k = y_0 + \sum_{i=1}^k d_i \cos \theta_i \quad (2.2)$$

式中 θ_i 和 d_i ($i = 1, \dots, k$) 分别代表第 i 步的方向和步长。

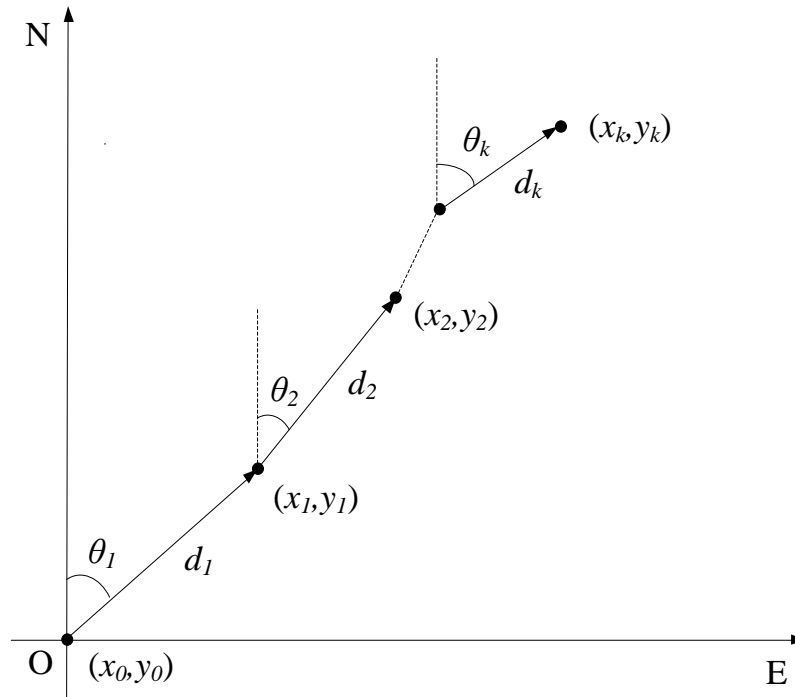


图 2.6 PDR 算法基本模型

2.2.4 WiFi 指纹法

所谓 WiFi 指纹，是指对于每个特定的位置，移动终端检测到的 WiFi 信号强度特征都是唯一特定的，这种无线信号特征即为 WiFi 指纹。基于 WiFi 指纹的定位法^[31]分为采样阶段和定位阶段，如图 2.7 所示。

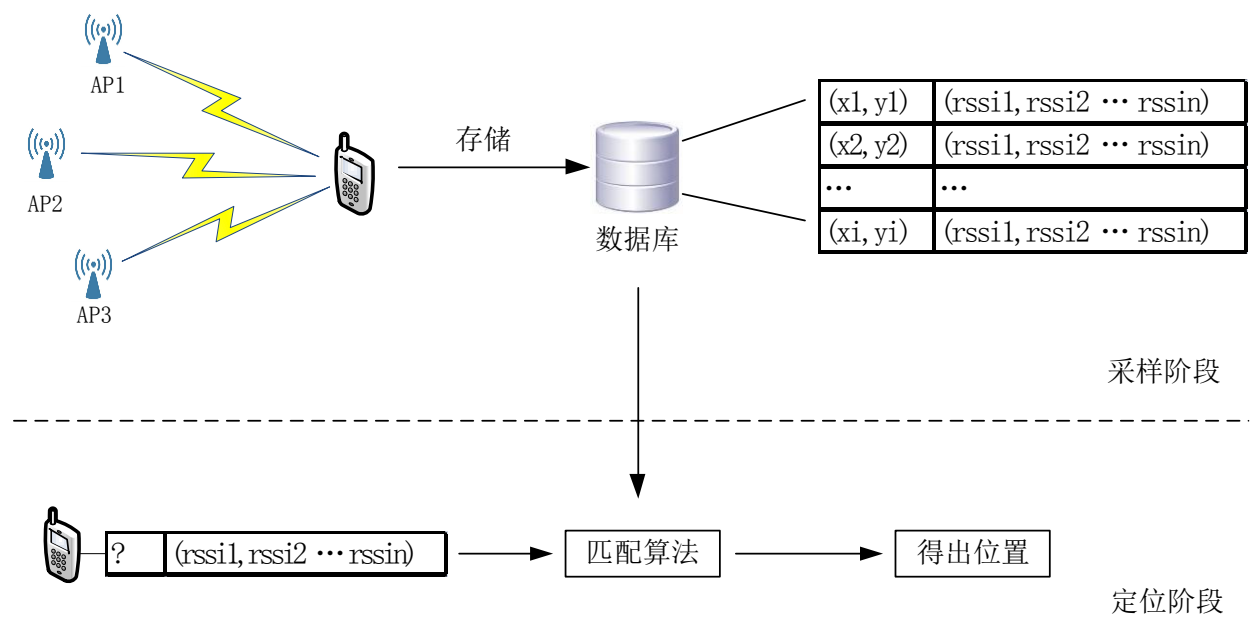


图 2.7 WiFi 指纹定位

(1) 采样阶段

采样阶段是在待定位区域预先按网格布置一定数量的采样点，利用移动设备在每个采样点采集接收到的来自不同 AP 热点的 WiFi 信号强度，连同该采样点的物理位置一起存入数据库，最终建立一个 WiFi 信号强度与物理位置映射的指纹数据库。

(2) 定位阶段

在定位阶段，用户持有的移动终端设备检测到待测点的 WiFi 信号后，与采样阶段创建的指纹数据库中的 WiFi 指纹进行匹配，依据一定的匹配算法，找出其中与待测点接收的 WiFi 信号强度指纹相似度最大的参考点，将该指纹参考点位置作为待测点位置的估计值。

四种室内定位算法的性能比较如表2.2所示：

表2.2 四种室内定位算法的对比分析

室内定位算法	实现复杂度	AP 位置	成本	定位精度
三角测量法	高	需要知道	高	较低
临近法	低	需要知道	低	较低
行人航位推算法	一般	不需要知道	一般	一般
WiFi 指纹法	低	不需要知道	低	较高

总之，从实际应用角度考虑，三角测量法不易获得信号，对信号直线传播的要求非常严格，且环境变化会导致定位精度迅速下降；临近法由于其定位精度很大程度上取决于布设的天线密度，因此定位精度较低，不适合室内定位；而航位推算法由于使用的传感器灵敏度尚不够高，其在计算过程中存在较大的累积误差，因此不适合连续室内定位。因此这三种方法并没有被广泛应用于室内定位中。WiFi 指纹定位法相对其他三种方法的优点包括：第一，它所需要的基础设施，就是目前应用最广泛的 WiFi 无线网络，定位对象就是常见的智能手机终端，不需要任何额外的硬件参与，因此部署难度小、成本低廉；第二，获取 WiFi 信号比获取 AOA、TOA、TDOA 的信息特征要相对容易，因此实现复杂度小。第三，相比行人航位推算法，WiFi 指纹法没有累计误差，因而其定位精度相对较高。综上所述，基于 WiFi 指纹的定位技术是目前室内定位发展前景最大的一种定位方法。

2.3 室内定位评价标准

在定位系统输出结果后，我们需要一些指标来判断定位系统的好坏，通常评价的标准^[32]包括：定位误差、误差累计概率等，具体介绍如下：

(1) 定位误差

定位误差是评估各种定位算法定位性能的最重要标准，通常用估计位置和真实位置之间的欧式距离来表示，如式 (2.3)：

$$E = \sqrt{(x_t - x_0)^2 + (y_t - y_0)^2} \quad (2.3)$$

式中， (x_t, y_t) 表示手机的真实位置坐标， (x_0, y_0) 表示估计位置坐标。

(2) 误差的累积概率

定位误差的累积概率表示定位误差分布在某个值范围内的概率，如式 (2.4)：

$$p = p(x < x_0) \quad (2.4)$$

其中 p 表示定位误差的累积概率。误差累积概率曲线收敛到 100% 的速度越快，说明误差越小，反之，定位误差越大。

(3) 定位方差

定位方差表示在某个点多次定位测试得到的多个定位结果数据分别与均值坐标之差的平方和的平均数，表示的是该定位数据集与均值坐标之间的偏离程度，也即反映了该系统定位结果的稳定性。定位方差越小，代表定位系统越稳定。定位方差表示为

$$D(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (2.5)$$

其中 x_i 为数据集中第 i 个定位结果, \bar{x} 为定位结果的均值。

(4) 定位速度

定位速度是衡量定位系统好坏的重要标准。从发送定位请求到返回定位结果, 也即进行一次定位实验所消耗的时长越短, 说明定位速度越快。

2.4 Android 开发平台简介

2.4.1 Android 的优势

Android 系统是一种基于 Linux 内核设计的移动开源操作系统, 以 Google 公司推出的 Dalvik Java 虚拟机为基础运行。Android 操作系统之所以成为目前最流行的手机操作系统, 是因为相对其他操作系统有以下优势:

(1) 开放性

Android 操作系统无论是底层驱动还是上层应用都完全开源, 任何人都能直接拿来使用和修改, 并上传自己的作品和别人共享。Android 开源的特性将使越来越多的人投入到 Android 系统的开发更新中去, 使得这个开放的平台不断吸收新鲜血液, 变得越来越稳定。

(2) 厂商支持

Android 阵营非常庞大, 除了苹果外, 几乎所有公司开发的智能手机都支持 Android 操作系统, 包括: 中兴、HTC、三星、LG、小米、OPPO、魅族、华为等等。Windows Phone 7 阵营只有微软一家公司, WP7 系统不是开源的, 其他公司无法参与其中, 这就大大限制了 WP7 系统的发展。iOS 操作系统和 WP7 一样非开源, 只有苹果公司一家支持。

(3) 应用程序共享

Android 操作系统中, 不同的应用程序之间可以共享数据, 开发者可以直接使用系统中已有的应用程序如通讯录、短信、音乐播放器等, 将他们嵌入到自己开发的应用程序中。

(4) 多元化

Android 操作系统不仅可以应用在智能手机, 还可以应用在智能电视或平板电脑中, 目前国内的很多厂商像乐视、TCL 都已经推出了基于 Android 系统的智能电视, 未来 Android 系统将会运用到更广泛的领域中, 比如车载电子设备、智能家电等。

2.4.2 Android 系统框架

Android 操作系统采用了分层的系统架构^[33], 如图 2.8 所示, 从上到下共分为四层, 依次是应用层、应用框架层、扩展类库层以及 Linux 内核层。

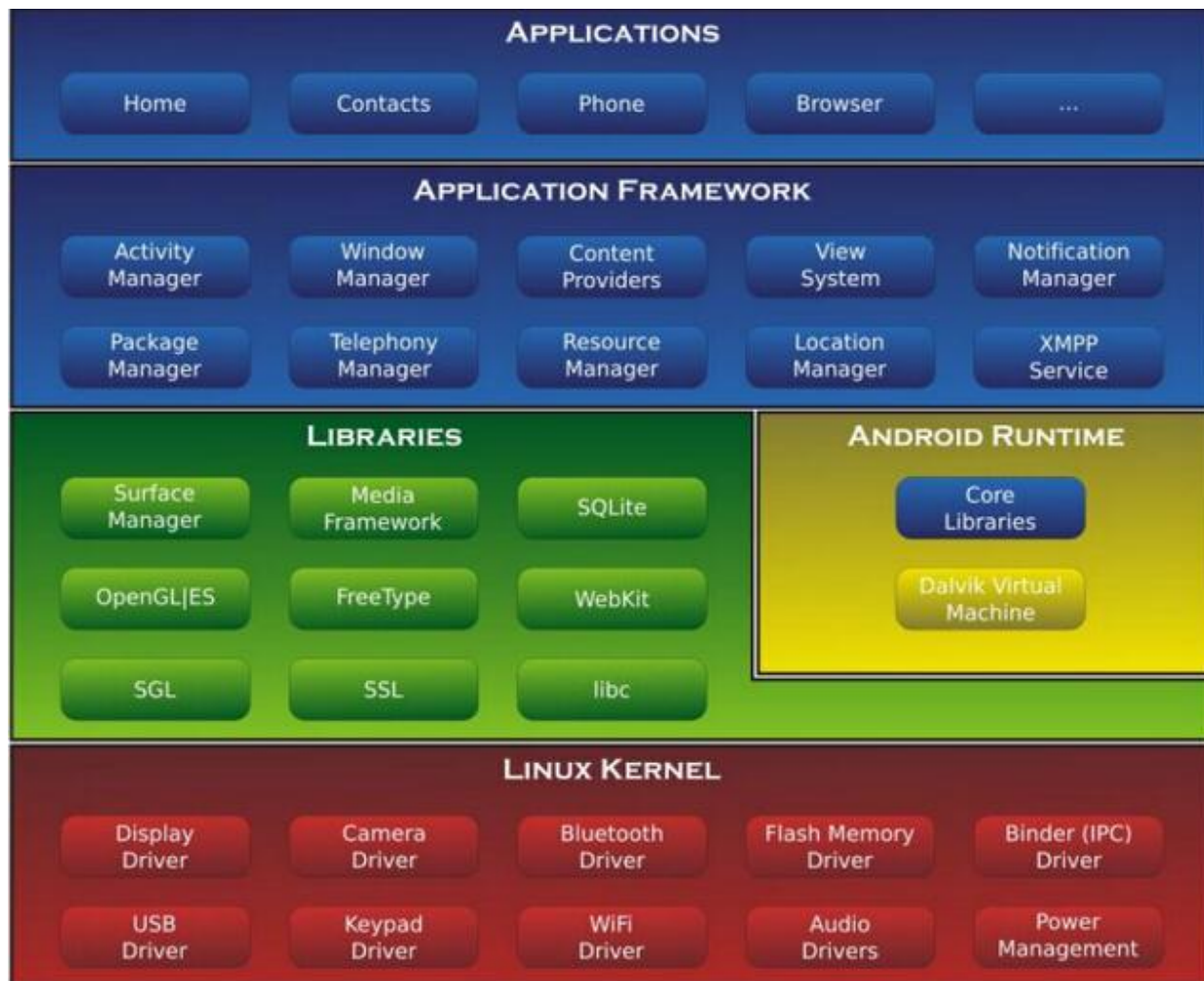


图 2.8 Android 系统架构图

(1) 应用层

Android 操作系统包含了很多应用程序, 比如视频播放器、Web 浏览器、短信、电话拨号程序、音乐播放器等应用软件。这些应用软件用 Java 语言编写, 任何熟悉 Java 语言的人都能开发应用程序, 并且可以按自己喜欢的风格开发, 随时更新风格布局, 而其他手机操作系统的软件都是固化的, 因此 Android 系统更加灵活。

(2) 应用框架层

应用框架层是整个 Android 系统架构的基础, 该层包含核心应用程序提供的各种框架组件, 开发人员可以继承这些组件实现个性化拓展, 也可以直接使用这些组件来快速开发应用程序。常用的组件包括: 资源管理器 (Resource Manager)、视图 (Views)、活动管理器 (Activity

Manager)、内容提供器 (Content Providers)、通知管理 (Notification Manager)。

(3) 扩展类库层

扩展类库层主要分为系统库和 Android 运行时库两大部分。系统库上连应用程序框架层，下连 Linux 内核层，通过运行一些 C/C++ 库 (SQLite、WebKit、OpenGL) 等为 Android 系统提供支持。而 Android 运行时库包含一些核心库，项目开发者可以直接调用这些核心库如 android.os 库等来开发 Android 应用。Android 运行时库还包括基于寄存器架构的 Dalvik 虚拟机，它使得每一个 Android 程序的进程都能相互独立运行，提升了 CPU 性能和手机内存。

(4) Linux 内核层

Android 操作系统基于 Linux 内核设计，Linux 内核层包括 Linux 操作系统及驱动，为系统运行提供进程通信、内存空间管理、网络协议管理等一系列核心服务。

2.4.3 Android 应用组件

应用组件是 Android 应用程序的重要组成部分^[34]。Android 平台包含四种应用组件，分别是：Activity(活动)、Services(服务)、Content Providers(内容提供器)和 Broadcast Receiver(广播接收器)，每种组件的介绍如下。

(1) Activity:

在 Android 应用程序中，把能与用户交互的界面称为一个 Activity。一个 Android 应用程序通常包含多个 Activity，各个 Activity 之间可以相互跳转。通常一个 Activity 是一个单独的屏幕，每个 Activity 都继承自 Activity 基类，且有各自的生命周期。Activity 通过重写 onCreate()、onStart()、onResume()、onRestart()、onStop()以及 onDestroy()等方法来改变生命周期。

(2) Services:

Service 组件在后台运行，没有用户界面，但可以同其他组件进行交互，并可以长时间运行作为进程提供服务。比如，如果手机正在运行音频播放器，此时若想与好友 QQ 聊天，虽然手机已经进入了 QQ 程序，但是音频播放并没有中止，而是依旧在后台播放着音乐，其中就是 Service 在起作用。Service 的重要级别和 Activity 并列。

(3) Content Provider:

ContentProvider 组件用于检索和保存数据，并且管理一个共享的应用数据集，开发者可以将数据存储在文件系统中，这样不同的应用程序之间可以实现数据共享。客户端如果想操作数据，可以调用应用程序的 getContentResolver()方法获得 ContentResolver，再通过操作 ContentResolver 接口来操作 ContentProvider。

(4) Broadcast Receiver

Broadcast Receiver 组件用于在应用程序之间传输信息，并对接收到的广播信息进行过滤。广播信息既可由系统产生，也可由应用产生。应用可以通过 Broadcast Receiver 组件实现对一个外部事件的响应。Broadcast Receiver 组件没有用户界面，但可以通过新建通知状态栏的形式来提醒用户广播的发生。

2.5 本章小结

本章主要介绍了室内定位的相关背景知识，包括介绍了当前室内定位利用的传感网络，比如 WiFi、蓝牙、超声波、惯性传感器等，并说明了选用 WiFi 网络作为定位传感网络的原因；然后分析比较了当前的室内定位算法，包括三角测量法、临近法、WiFi 指纹法、行人航位推算法，并得出了 WiFi 指纹法较为适合室内定位的结论。随后列举了室内定位系统的评价标准，包括定位精度和误差累积概率等，为下文评判一个定位系统提供参考。最后介绍了本文的实现平台——Android 的相关知识，包括 Android 相对其他系统的优势、Android 系统框架、Android 应用组件等。

第三章 WiFi 指纹系统采样阶段算法研究

本章研究 WiFi 指纹定位系统中采样阶段的算法，首先介绍了采样阶段流程，包括 WiFi 指纹采集和预处理两个步骤；接着分析 WiFi 指纹采集，针对手机指向不同方向时接收信号强度存在差异性，对已有的单方向采集 WiFi 信号法改进，提出不同方向采集法；随后分析 WiFi 指纹预处理步骤，针对均值滤波法，指出其将与均值偏差较大的小概率信号算入总和取平均的缺点，引入了高斯滤波滤除这些小概率信号后再均值滤波；最后，本文将不同方向采集和高斯滤波融合，提出了改进的采样预处理算法——FODG，并详细介绍了其算法流程。

3.1 采样阶段流程

采样阶段是在实验环境中预先按网格布置一定数量的采样点，利用移动设备在每个采样点采集接收到的来自不同 AP 热点的 WiFi 信号强度，建立一个 WiFi 信号强度与物理位置一一对应的指纹数据库。WiFi 指纹法^[35]采样阶段主要有 WiFi 信号采集和预处理两个步骤，具体流程如图 3.1 所示。下面将分别从 WiFi 信号采集和预处理两个方面进行改进。

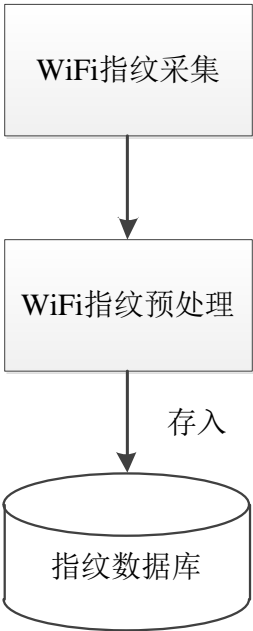


图 3.1 采样阶段流程图

3.2 WiFi 指纹采集

以往的 WiFi 室内定位系统在采集 WiFi 信号的时候,手机的指向是单一的,不会考虑方向因素,因此本文考虑手机指向不同方向时接收信号强度的差异性。

为了研究不同方向与 WiFi 信号强度的关系^{[36][37]},本文设计一组实验,选择图科楼二楼为实验场景,选取悬挂于地面 2.5 米高的某个 AP 热点,分别如图 3.2 和 3.3 所示。



图 3.2 图科楼二楼实验场景图



图 3.3 AP 热点示意图

利用华为荣耀 3x 作为测试设备,分别让手机指向东、南、西、北四个方向来测量该 AP 热点的信号强度,如图 3.4 所示。实验以 1s 为一个周期采集一次数据,每个方向都连续采集 30 次,得到不同方向的 WiFi 信号强度如表 3.1 所示。

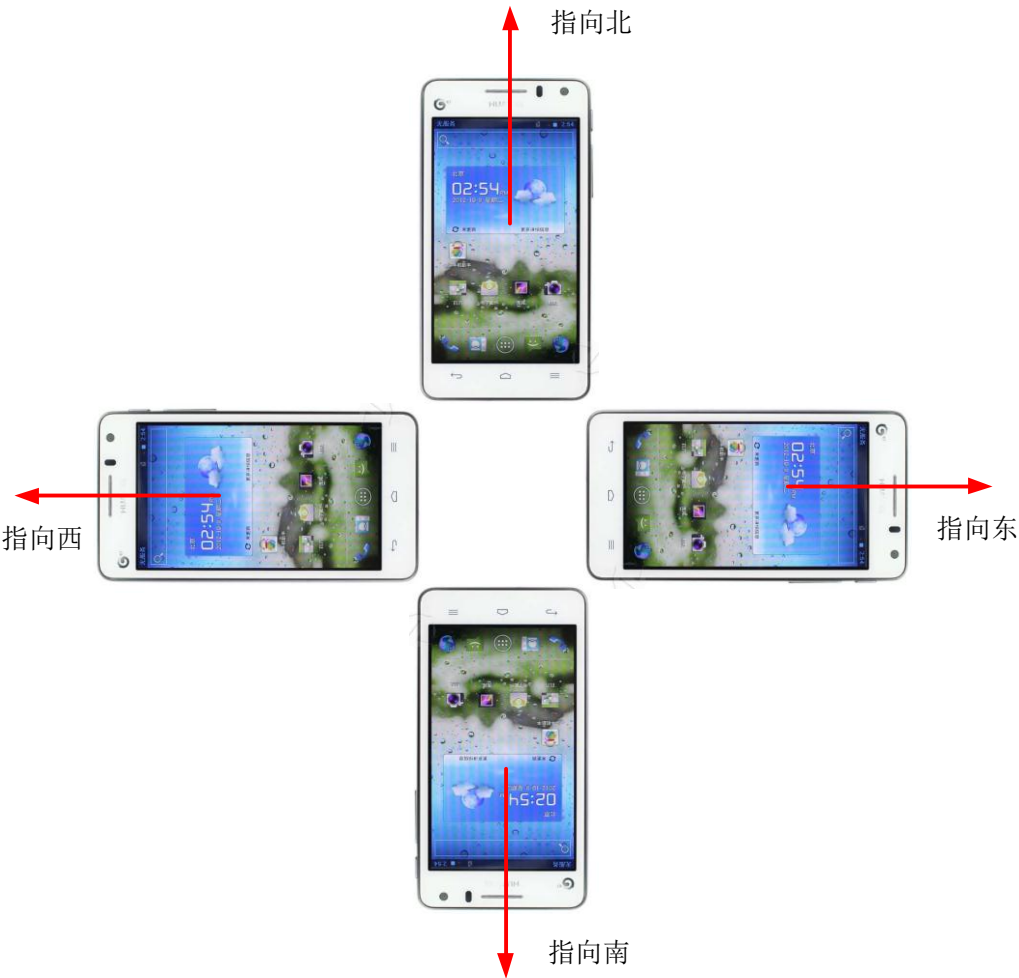


图 3.4 不同方向采集示意图

表 3.1 指向四个方向的接收信号强度对比

手机指向 信号强度	指东	指南	指西	指北
最大值（dBm）	-49	-50	-55	-47
最小值（dBm）	-55	-64	-61	-54
均值（dBm）	-51.97	-55.73	-56.90	-49.57

从表可以看出，手机指向东、南、西、北四个不同方向时接收到的信号强度差异很明显，首先四个指向的信号强度均值就有很大的差异，其次信号的从最小值到最大值的波动区间也各不相同。因此，如果只在单一方向上采集 WiFi 信号，而不考虑不同方向的信号差异性，这样的处理方式欠妥。

本文在采样阶段分别从四个不同方向采集 WiFi 信号,而且在每个方向上采集若干组信号,再进行后续阶段的信号预处理后存入数据库。采集不同方向法流程图如图 3.5 所示。



图 3.5 采集不同方向法流程图

3.3 WiFi 指纹预处理

3.3.1 WiFi 信号和时间的关系

在研究 WiFi 信号预处理算法前,先来探究 WiFi 信号和时间的关系,本文选择图科楼二楼为实验场景,选取距某个 AP 10m 远的某个固定位置,使用 Android 手机“华为荣耀 3X”,按每 1s 的间隔共收集 50 次 WiFi 信号强度,得到如图 3.6 所示的信号强度随时间变化图。

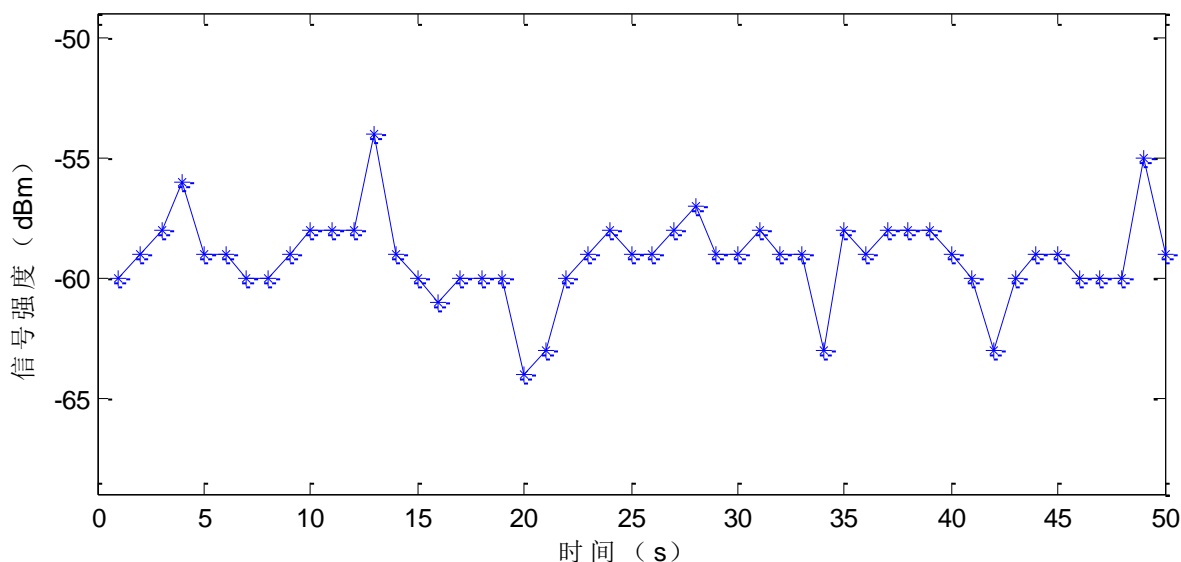


图 3.6 信号和时间的关系

从图上我们可以看出，同一点的 WiFi 信号强度随着时间变化并非一成不变，而是在上下波动。在室内环境中，主要有三种因素造成了 WiFi 信号的不稳定。

(1) 多径传播

多径传播^[38]是指从发射源发射的无线信号，经过多个不同的传播路径到达同一接收端，因此接收端所接收到的信号是由直达波和多个路径的反射波合成的。由于空气折射率随时间变化，因此传播路径差也会随时间和地形地物的变化而变化，因此如果多路信号同相，则接收端总的信号变强；如果反相，则接收端总的信号会变弱，导致信号衰落。室内环境中的门窗、墙壁等会在一定程度上导致无线信号发生多径传播现象，改变了信号在传播过程中的时延拓展、幅度等，从而使信号强度不稳定。

(2) 人体的影响

水的共振频率与 WiFi 信号的共振频率都是 2.4GHz，而人体的含水百分比高达 70%，因此室内定位系统中的 WiFi 信号在传播过程中会受到人体内水分的同频干扰^[39]，并且随人员的密度的变化而变化。当室内人员较少时，信号强度的波动范围较小，分布比较集中。而当室内人员较多时，信号强度的波动范围较大，分布比较分散。

(3) 室内障碍物的影响

在实际的室内环境中，传播的 WiFi 信号会受到建筑物内部结构格局、室内障碍物如木材、金属、玻璃，塑料等各种因素的影响^[40]，比如建筑物内的门窗的开闭就会造成接收端的接收信号强度的差异性。

既然 WiFi 信号随时间上下波动，那么就需要在每个采样点采集多组 WiFi 信号，并进行预处理再存入数据库。接下来讨论 WiFi 信号预处理算法。

3.3.2 均值滤波

常见的 WiFi 信号预处理方法是均值滤波法^{[41][42]}。均值滤波法就是在采样点采集多次值，然后取均值作为该采样点的信号强度，如下图所示，在某一位置点以 1s 为间隔，连续采集 50 次，得到 50 组数据信号强度曲线如图 3.7。

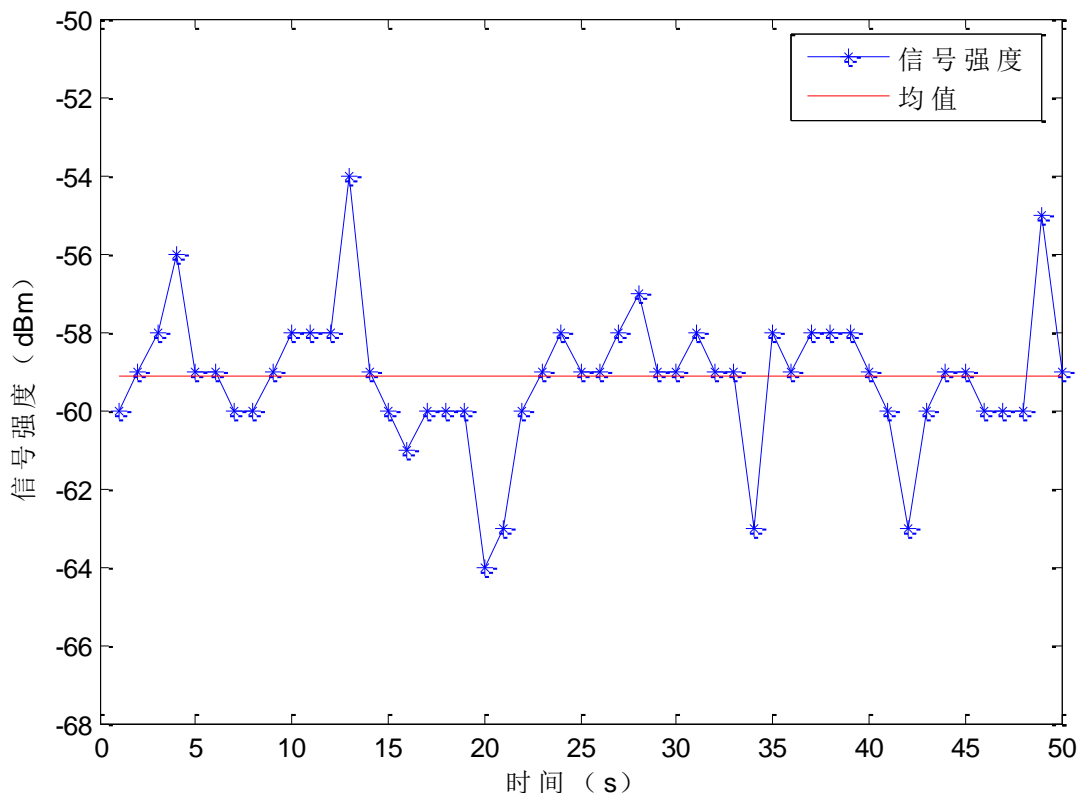


图 3.7 均值滤波法

接收信号强度因多径传播、人体影响、障碍物等干扰而产生波动，均值滤波法在一定程度上可以减小这种波动而对定位系统造成的影响。从上图可以看出，在某一采样点的 WiFi 信号强度除了围绕均值上下波动，有时也会出现一些与均值偏差较大的小概率点，而均值滤波法把这些小概率点也算入总和取平均，势必会影响采集的指纹的准确度，所以需要改进均值滤波法。

3.3.3 高斯滤波

根据 3.3.2 节实验采集到的 50 次信号强度值，可以绘出该采样点的信号强度概率分布图，如图 3.8 所示：

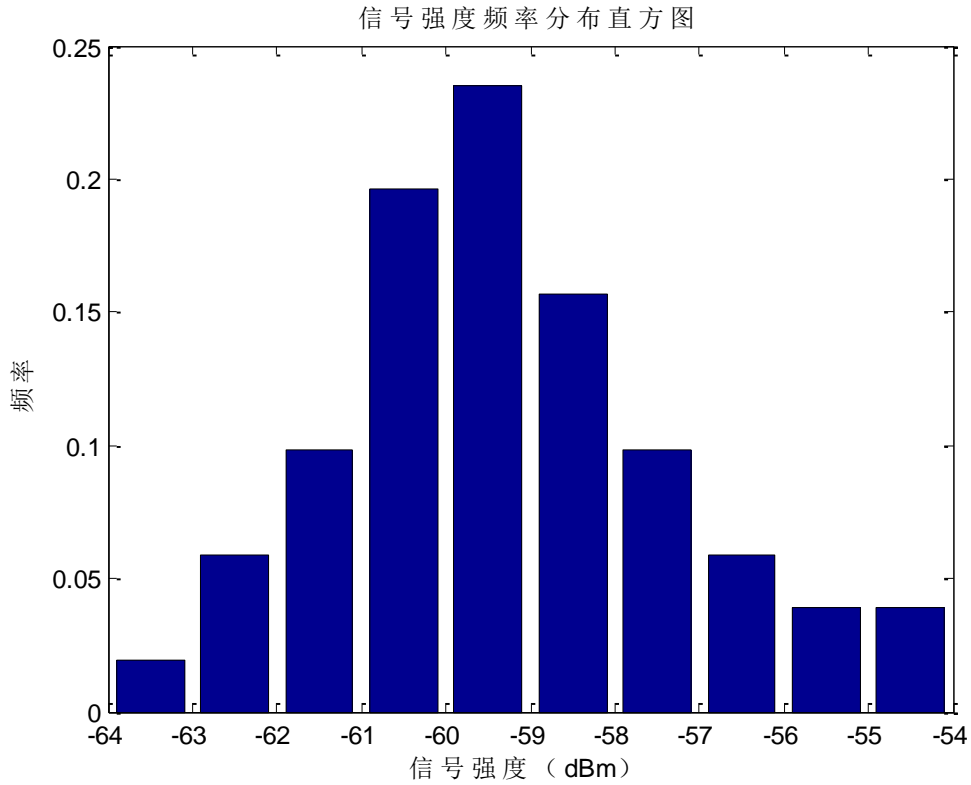


图 3.8 信号强度概率分布直方图

从信号强度概率分布直方图可以看出，信号强度总体呈现正态分布的特点，信号强度为 -59dBm 的概率最大，其余依次往两边减小，分布在左右两侧的信号强度的概率较小，也就是与均值偏差较大的小概率点，因此本文引入高斯滤波^[43]来滤除这些小概率信号后再均值滤波，从而减小误差，最后存入数据库。

因为 WiFi 接收信号强度（RSS，Received Signal Strength）服从正态分布，即

$$RSS \sim N(\mu, \sigma^2) \quad (3.1)$$

那么 $\frac{RSS - \mu}{\sigma}$ 服从标准正态分布，即

$$\frac{RSS - \mu}{\sigma} \sim N(0,1) \quad (3.2)$$

其中 μ 为均值， σ 为标准差：

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RSS_i \quad (3.3)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (RSS_i - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n RSS_i)^2} \quad (3.4)$$

本文假定取发生概率在 90% 以内的数据，查询标准正态分布表和标准正态分布曲线（图 3.9）可得

$$\frac{RSS-\mu}{\sigma} \in (-1.65,1.65)$$

即

$$RSS \in (\mu-1.65\sigma, \mu+1.65\sigma)$$

即经过高斯滤波后，移动终端 WiFi 的 RSS 保留的取值范围为 $(\mu-1.65\sigma, \mu+1.65\sigma)$ 。

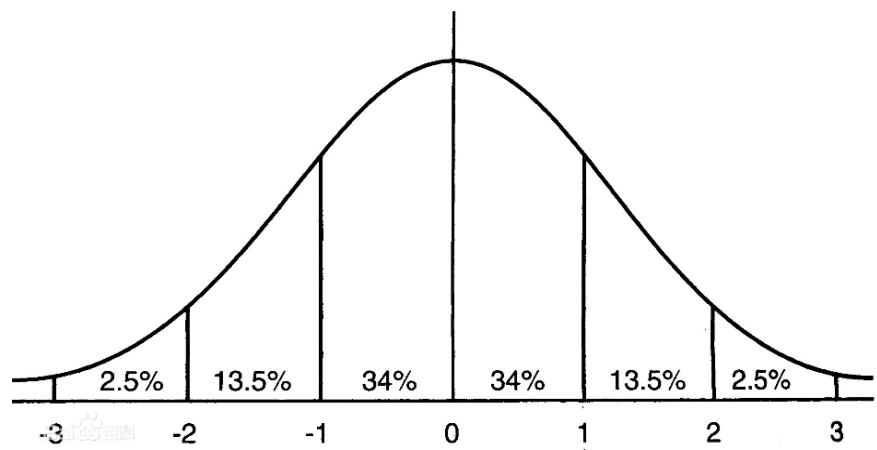


图 3.9 标准正态分布曲线

为了验证高斯滤波的有效性，本文对之前采集到的 50 组数据（如表 3.2 所示）进行高斯滤波运算。

表 3.2 50 组 WiFi 信号数据

-60	-59	-58	-56	-59	-59	-60	-60	-59	-58
-58	-58	-54	-59	-60	-61	-60	-60	-60	-64
-63	-60	-59	-58	-59	-59	-58	-57	-59	-59
-58	-59	-59	-63	-58	-59	-58	-58	-58	-59
-60	-63	-60	-59	-59	-60	-60	-60	-55	-59

由表计算得均值 $\mu=-59.14$ ，标准差 $\sigma=1.77$ ， $\mu-1.65\sigma=-62.06$ ， $\mu+1.65\sigma=-56.22$ ，故 WiFi 信号保留范围为 $(-62.06, -56.22)$ 。因此滤除了-56、-54、-64、-63、-63、-63、-55 这 7 组数据。高斯滤波后的信号曲线如图 3.10 所示，与图 3.7 相比较可以看出，高斯滤波后信号强度曲线中的偏差较大的小概率点被滤除掉了，曲线变得更加平滑。

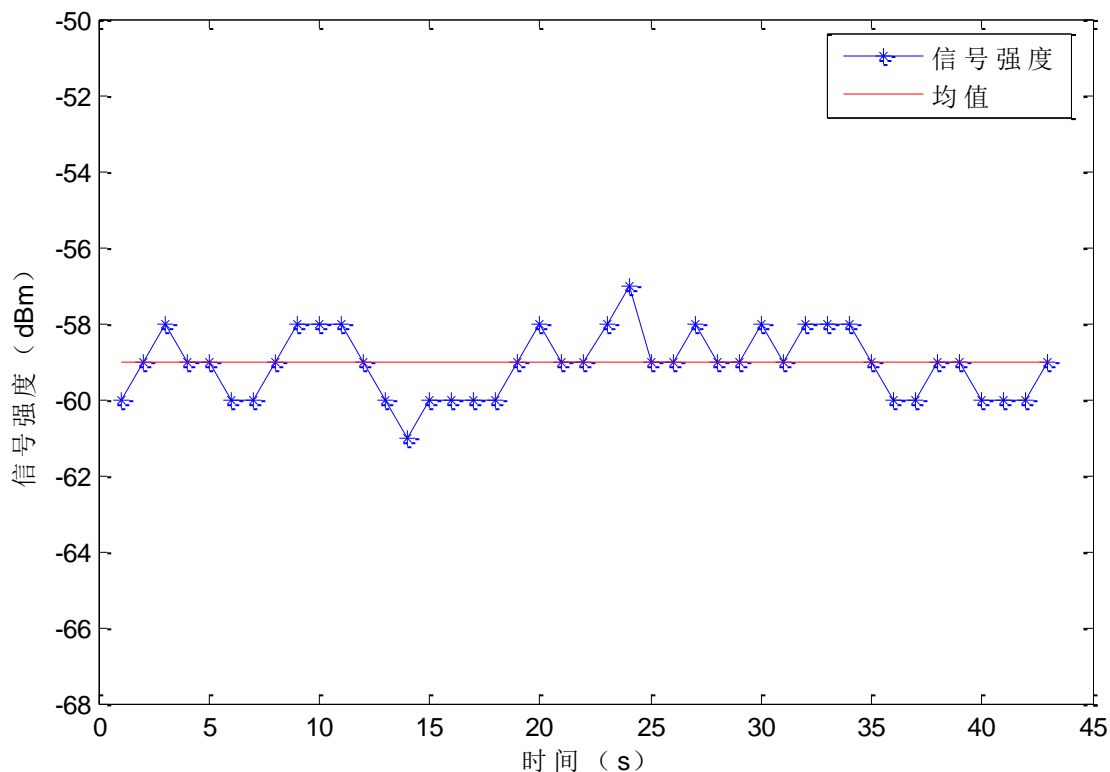


图 3.10 高斯滤波后 WiFi 信号曲线

3.4 改进的采样阶段算法——FODG

本文在 3.2 节和 3.3.3 节分别详细分析了采集不同方向法和高斯滤波法，因此在本节将不同方向采集和高斯滤波融合，提出改进的采样预处理方法——FODG (Fusion of Different direction collection and Gauss Filter)，即在每个采样点上采集东、南、西、北四个方向的信号，每个方向采集若干组信号数据，然后利用高斯滤波滤掉那些与均值偏差较大的小概率信号，接着再均值滤波（即取所有信号数据的均值），作为该点的信号指纹存入数据库，具体流程图如图 3.11 所示。

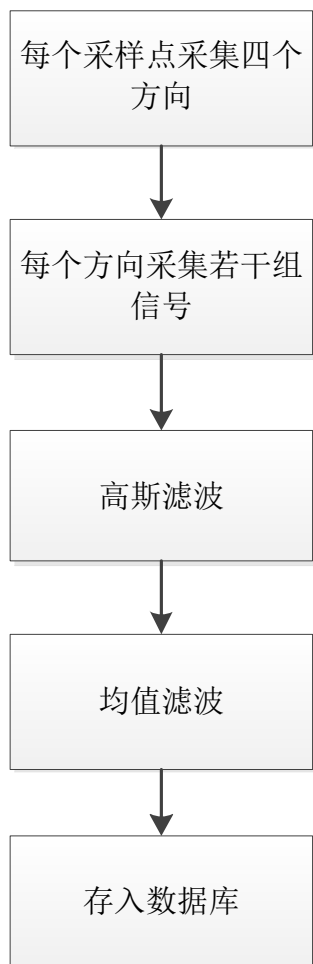


图 3.11 FODG 法（不同方向采集+高斯滤波）

3.5 本章小结

本章研究 WiFi 指纹定位系统中采样阶段的算法，首先介绍了采样阶段流程；随后分析了 WiFi 指纹采集步骤，指出手机指向不同方向时接收信号强度的差异性，对单方向采集法改进，提出了不同方向采集法；接着分析 WiFi 指纹预处理步骤，针对均值滤波预处理法，指出其将一些与均值偏差较大的小概率信号算入总和取平均的缺点，因此提出利用高斯滤波滤除这些小概率信号。最后，本文将不同方向采集和高斯滤波融合，提出了改进的采样预处理算法——FODG，并详细介绍了算法流程。

第四章 WiFi 指纹系统定位阶段算法研究

本章研究 WiFi 指纹定位系统中定位阶段的算法，首先介绍了定位阶段流程；接着介绍了已有的匹配算法，并指出 KNN 近邻法是当前主流的匹配法。随后从计算欧氏距离和坐标匹配两方面对 KNN 法改进，传统方法在计算欧式距离时赋予每个 AP 的相同的权重，这样计算出来的欧式距离不够准确，本文提出了 AP 加权的欧式距离法，即赋予不同信号强度的 AP 不同的权值。随后分析坐标匹配问题，从数学的角度对已有的最近邻算法（NN）、K 近邻算法（KNN）分析，指出 KNN 法赋予 K 个近邻参考点相同权值的缺点，提出了距离加权的 KNN 法(WKNN)，最后将 AP 加权欧式距离法和 WKNN 法融合，提出了改进的匹配法——AWKNN，并详细介绍了算法流程。

4.1 定位阶段流程

定位阶段，移动终端设备采集到待测点的实时信号强度后，与采样阶段建立的数据库中的数据进行匹配。在采样训练建立的数据库中，根据一定的匹配算法，寻找 WiFi 信号强度与待测点接收的 WiFi 信号强度相似度最大的参考点，将该参考点位置作为待测点的估计位置。WiFi 指纹法定位阶段流程如图 4.1 所示。

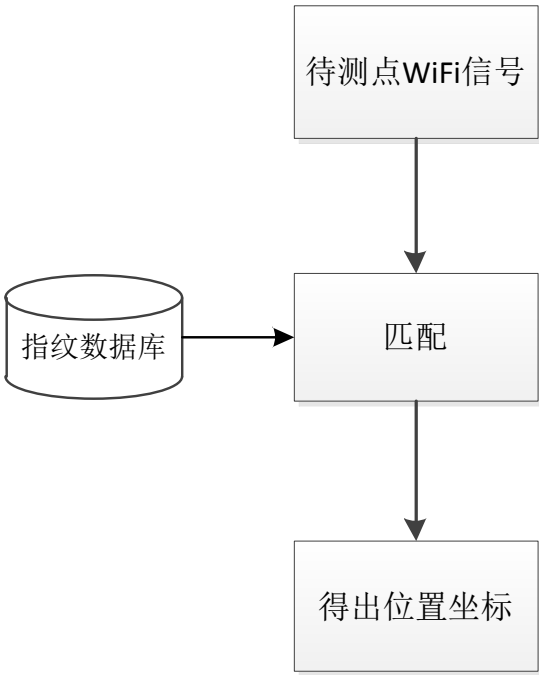


图 4.1 WiFi 指纹定位阶段流程图

4.2 匹配算法

WiFi 指纹匹配算法即在离线采样过程中，通过在每个采样参考点采集接收到的多个 AP 热点的信号强度来建立 WiFi 信号与采样点位置坐标一一对应的指纹地图，再利用匹配算法将实时指纹同指纹地图匹配。匹配算法主要包括：最近邻算法（Nearest Neighbor, NN）和 K 近邻算法（K Nearest Neighbor, KNN）。

4.2.1 最近邻法（NN）

假设在采样阶段一共采集了 m 个采样点的 WiFi 指纹，表示为 $\{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, $F_i = (rss_{i1}, rss_{i2}, \dots, rss_{ij}, \dots, rss_{in})$ ，其中 F_i 表示第 i 个采样点的指纹， rss_{ij} 表示在第 i 个采样点指纹中第 j 个 AP 热点的信号强度，假设在每个采样点总共能接收到 n 个 AP 热点的信号。在定位阶段，待测点 WiFi 指纹为 $(RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_j, \dots, RSS_n)$, RSS_j 表示接收到的第 j 个 AP 热点的信号强度。这样就可以用待测点 WiFi 指纹与指纹数据库中的指纹之间的欧式距离来度量二者的相似度，待测点 WiFi 指纹与第 i 个采样点指纹的欧式距离如式（4.1）：

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (RSS_j - rss_{ij})^2} \quad (4.1)$$

最近邻法^{[45][46]}是最基本的指纹定位算法，选取最小欧式距离值所对应采样点的位置信息作为定位的输出结果。

$$(x, y) = \arg \min_{i \in [1, m]} d_i \quad (4.2)$$

式（4.2）中， (x, y) 为定位结果坐标， d_i 为待测点指纹同第 i 个采样点指纹的欧式距离。

4.2.2 K 近邻法（KNN）

K 近邻法^{[47][48]}在最近邻算法的基础上提出改进，即首先将实时指纹同数据库遍历计算欧式距离，再对欧式距离按从小到大排序（欧式距离越小，相似度越高），然后选取出欧氏距离较小的前 K ($K \geq 2$) 个指纹数据，并对这 K 条指纹数据所对应的坐标求均值作为定位结果输出，如式（4.3）。

$$(x, y) = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i, y_i) \quad (4.3)$$

式中， (x_i, y_i) 为数据库中第 i 个指纹对应的位置坐标， (x, y) 为定位结果坐标。

表 4.1 两种匹配算法的比较

匹配算法	运算量	实现复杂度	匹配精确度
NN	较小	较易	较低
KNN	稍大	稍复杂	较高

从表可以看出，KNN 算法相对 NN 算法匹配精确度有较大提高，因此是目前 WiFi 指纹定位中的主流匹配算法。下文针对匹配算法的改进也是以 KNN 算法作为基础。

4.3 改进的匹配算法

在上节中提到，KNN 算法是目前主流的匹配算法，其算法流程如图 4.2：

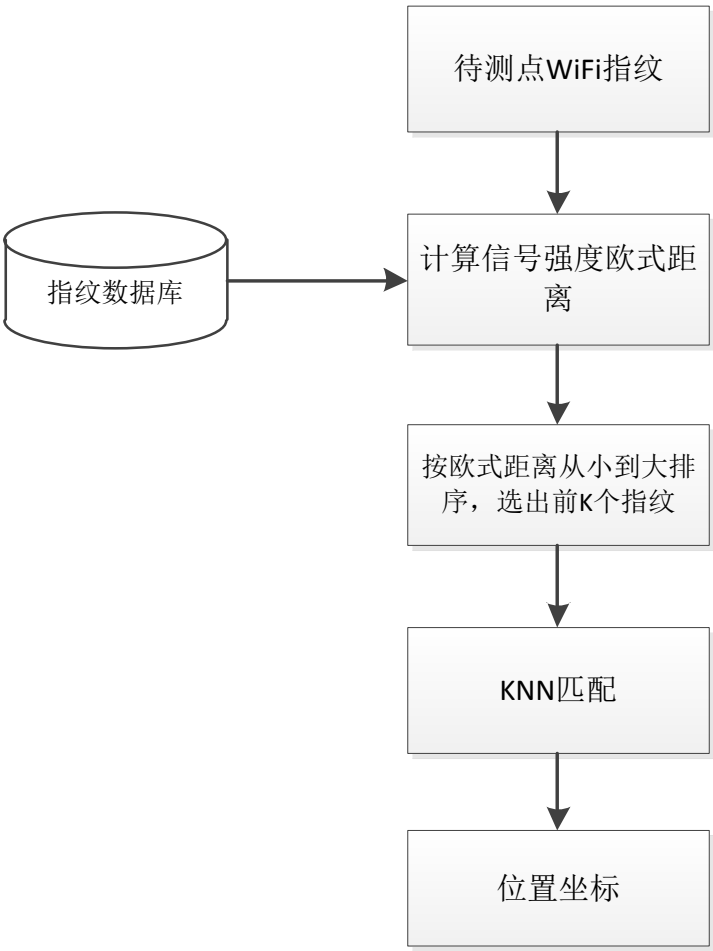


图 4.2 KNN 算法流程

下文将分别从计算欧氏距离和坐标匹配两方面对 KNN 算法进行探讨和改进。

4.3.1 AP 加权的欧式距离

通常在每个采样点上，终端设备会接收到多个 AP 接入点的信号，那么每个 AP 对定位精度的影响系数是否一样，值得探究^[49]。为了分析不同信号强度的 AP 对定位精度的影响，本文安排了一组实验，在每个采样点采集 6 个 AP 点的信号存入数据库。定位阶段，在待测点 (6.5,4.5) 测得的 WiFi 信号强度数组为 (-40, -50, -55, -60, -65, -70)，各信号强度值分别对应 AP₁、AP₂、AP₃、AP₄、AP₅、AP₆，记录下该待测点的定位误差。接着在实验环境中从 AP₁ 开始依次去掉 1 个 AP，进行定位实验，记录下相应的定位误差。原本采集 6 个 AP 和依次去掉 1 个 AP 后的定位误差如图 4.3 所示。误差变化的大小反映不同 AP 热点对定位精度的影响大小。

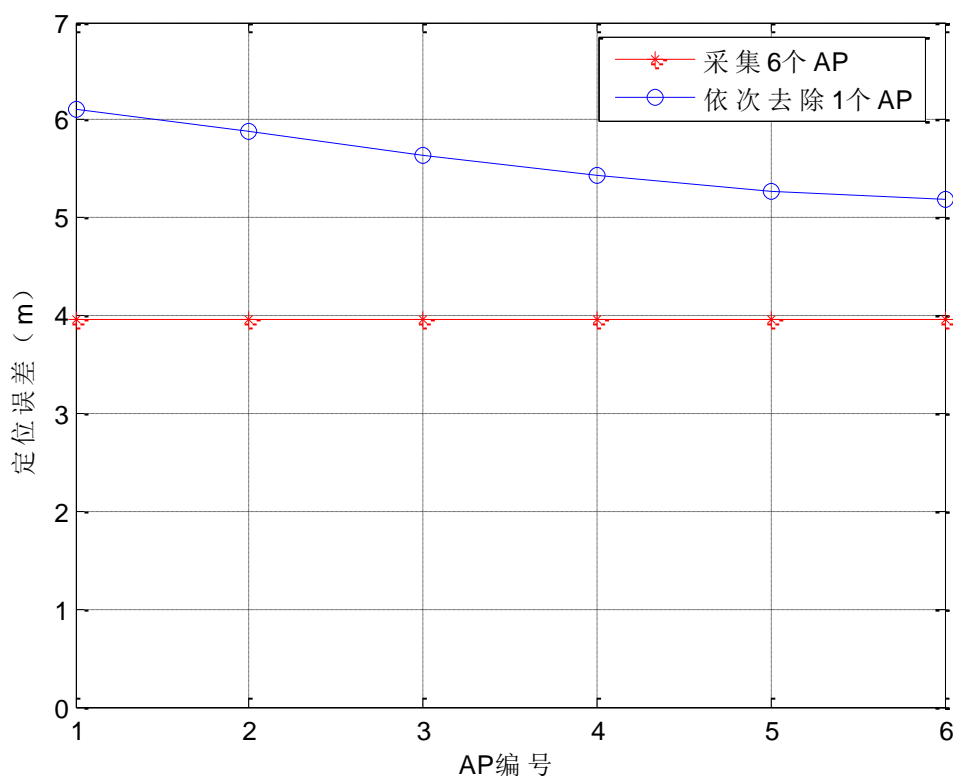


图 4.3 采集 6 个 AP 和去掉不同编号 AP 后的定位误差

从上图可以看出，不管去掉哪个 AP，系统的定位误差都有所增大，但是去掉不同 AP 对定位误差的影响各不一样。去掉 AP₁ 后，系统定位误差增加的最多，AP₂ 往后依次减小，而数据库中采集的 6 个 AP 的信号强度是按从大到小顺序排列的，AP₁ 信号强度最大，AP₂ 往后依次减小。由此可见，接收信号强度越大的 AP 对定位误差的影响越大。这是因为 AP 的接收信号强度越大，说明该 AP 离待测移动设备的物理距离越近，自然对移动设备的定位影响越大。

假设在采样阶段一共采集了 m 个采样点的 WiFi 指纹, 记作 $\{F_1, F_2, \dots, F_m\}$, $F_i = (rss_{i1}, rss_{i2}, \dots, rss_{ij}, \dots, rss_{in})$, 其中 F_i 表示第 i 个采样点的指纹, rss_{ij} 表示第 i 个采样点指纹中第 j 个 AP 热点的信号强度, 假设在每个采样点总共能接收到 n 个 AP 热点的信号。在定位阶段, 待测点 WiFi 指纹为 $(RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_j, \dots, RSS_n)$, RSS_j 表示第 j 个 AP 热点的信号强度。

传统方法在计算欧式距离时并没有体现不同信号强度的 AP 的不同作用大小, 赋予了每个 AP 相同的权重 $\frac{1}{n}$, 即待测点 WiFi 指纹 s 与第 i 个采样点指纹的欧式距离如式 (4.4):

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^n (RSS_j - rss_{ij})^2} = \sqrt{n \cdot \sum_{j=1}^n \frac{1}{n} (RSS_j - rss_{ij})^2} \quad (4.4)$$

鉴于上图中越是接收信号强度越大的 AP 对定位误差的影响越大, 因此本文对每个 AP 热点赋予不同的权重, 然后进行 AP 加权的欧式距离的计算。赋予第 j 个 AP 热点的权重值为 w_j , w_j 的计算公式如 (4.5):

$$w_j = \frac{RSS_j}{\sum_{k=1}^n RSS_k} \quad (4.5)$$

式中由于信号强度 RSS_j 为负值, 故取为 $|\frac{1}{RSS_j}|$ 形式, w_j 表示待测点 WiFi 指纹中第 j 个 AP 热点的信号强度值与整个待测点指纹的信号强度和的比值, 则待测点 WiFi 指纹与第 i 个采样点指纹的 AP 加权的欧式距离为

$$d_i = \sqrt{n \cdot \sum_{j=1}^n w_j (RSS_j - rss_{ij})^2} \quad (4.6)$$

AP 加权后的欧氏距离相对传统的欧式距离计算突出了不同接收信号强度的 AP 热点对整个欧氏距离的影响系数, 更符合实际。

4.3.2 WKNN 坐标匹配

在 4.2.3 节中, 已经介绍了常见的匹配算法, 包括: 最近邻算法 (Nearest Neighbor, NN)、K 近邻算法 (K Nearest Neighbor, KNN)。接下来从数学的角度分别对这两种算法进行分析比较。

最近邻算法首先计算待定位终端的接收到的实时指纹与数据库中各个采样点指纹之间的欧式距离, 然后将欧式距离最小的采样点坐标作为定位位置坐标。情况一如图 4.4 所示, 采样点 $P_1(0,0)$ 、 $P_2(4,0)$ 、 $P_3(4,4)$ 、 $P_4(0,4)$ 分别是指纹数据库中指纹与待测点指纹的欧氏

距离最小的四个点。最近邻算法使用待测点到四个采样点的信号强度欧式距离表征物理位置距离，图中参考点 P_1 距离待测点 $Q(1,1.5)$ 最近，因此 NN 算法选择 P_1 的坐标作为定位点的估计位置即 $(0,0)$ ，而待测点真实坐标为 $Q(1,1.5)$ ，故计算得定位误差 $=\sqrt{(1-0)^2+(1.5-0)^2}=1.80\text{m}$ 。从整个定位过程可以看出，该算法以离定位最近的采样点位置作为定位结果，这样算得的定位结果具有离散性，且与参考点的分布密度有关，如果采样点分布稀疏的话，则误差较大，并不能得到待移动定位终端的精确坐标位置。

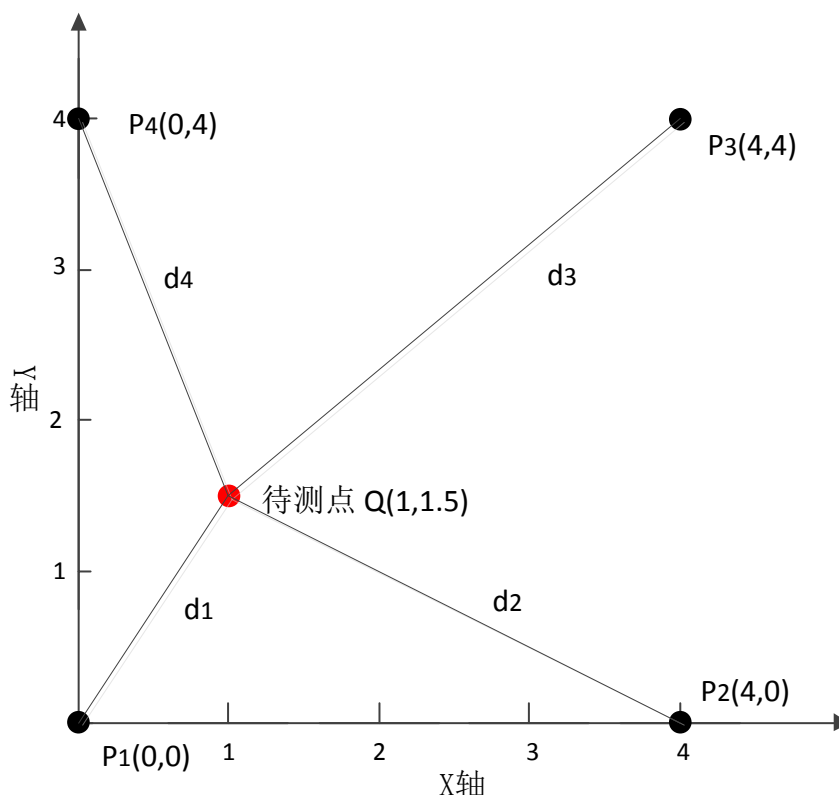


图 4.4 情况一

K 最近邻算法为了改进 NN 算法的缺陷，选择取欧氏距离最小的前 K 个近邻采样点坐标，取其平均值得到定位坐标。在本实验中，为了便于分析处理结果，这里取近邻数 $K=4$ ，根据 KNN 算法的思想，取 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 这四个采样点坐标的均值作为定位坐标，即 x 轴坐标 $= (0+4+4+0)/4=2$ ，y 轴坐标 $= (0+0+4+4)/4=2$ ，即 KNN 算法的定位坐标为 $(2, 2)$ ，而待测点的真实坐标为 $Q(1,1.5)$ ，故定位误差 $=\sqrt{(1-2)^2+(1.5-2)^2}=1.12\text{ m} < 1.80\text{ m}(\text{NN 算法})$ ，表明 KNN 方法的定位误差小于最近邻法 NN，弥补了 NN 法的定位结果离散性缺点。

接下来继续分析在情况二下两种方法的定位误差。假定采样点坐标仍为 $P_1(0,0)$ 、 $P_2(4,0)$ 、 $P_3(4,4)$ 、 $P_4(0,4)$ ，待测点真实坐标变为 $Q(0.5,0.5)$ ，如图 4.5 所示。

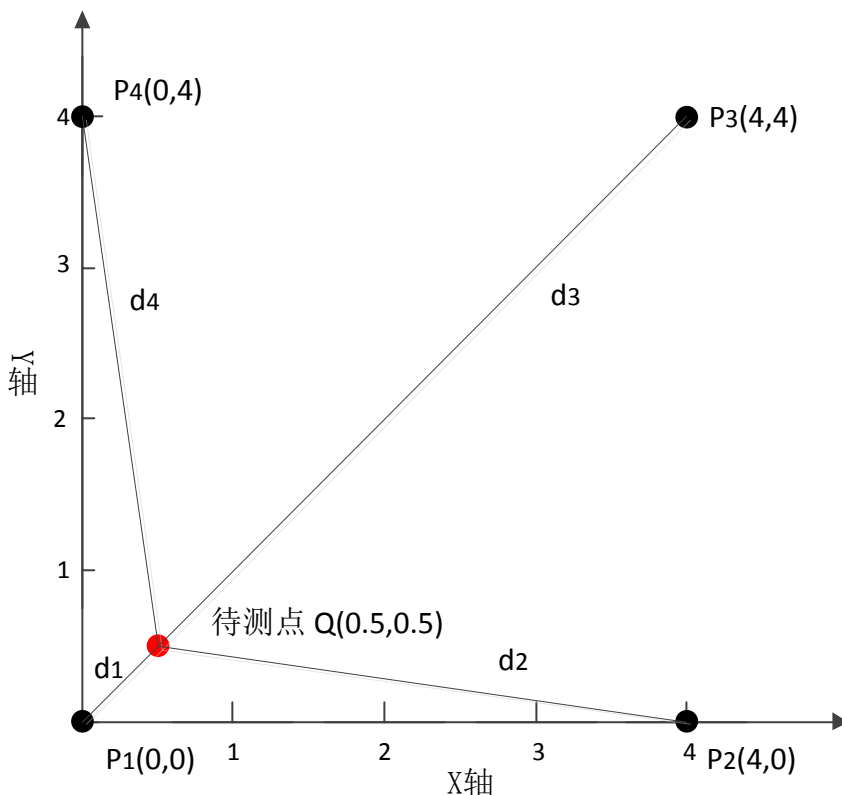


图 4.5 情况二

根据最近邻 NN 算法得到的定位坐标为 $P_1(0,0)$ ，真实坐标为 $Q(0.5,0.5)$ ，得出定位误差 = $\sqrt{(0.5-0)^2 + (0.5-0)^2} = 0.71 \text{ m}$ 。而根据 KNN 算法得到的定位坐标为 $(2,2)$ ，真实坐标为 $Q(0.5,0.5)$ ，得出定位误差 = $\sqrt{(0.5-2)^2 + (0.5-2)^2} = 2.12 \text{ m}$ 。在这种情况下，KNN 算法的定位误差大于 NN 算法的定位误差，与第一种情况得出的结果矛盾。

仔细观察第二种情况的 KNN 算法定位过程，可以发现，由于 KNN 算法是给每个近邻采样点分配相同的权重，而 P_3 采样点离待测点的距离较远，但 P_3 点获得的权值确实和其他点一样的，这种做法在一定程度上增大了定位误差。因此不能简单的将前 K 个近邻点的坐标取平均值，而应该赋予这 K 个近邻点不同的权重，那些欧式距离较小的点应该获得更大的权重，而欧式距离较大的点得到的权重应该较小。

于是有了下面改进的 WKNN（加权 KNN 算法）。

WKNN 算法与 KNN 算法不同的是，当选取了 K 个近邻采样点后，不是直接计算这 K 个点位置坐标的均值，而是对每个采样点的位置坐标乘以一个权值，计算这 K 个加权后的采样点位置坐标的和（也即加权求平均），作为定位坐标，如式（4.7）。

$$(x, y) = \sum_{i=1}^k w_i (x_i, y_i) \quad (4.7)$$

$$w_i = \frac{\frac{1}{d_i}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{d_j}} \quad (4.8)$$

式中, (x, y) 为系统得出的定位坐标, (x_i, y_i) 为第 i 个采样点的位置坐标, w_i 为加权系数, d_i 为待测点实时指纹与第 i 个采样点指纹的欧式距离。

接下来用上面的两张情况验证一下改进的加权 KNN 算法的定位精度。

在情况一中, 经计算 $d_1=1.80\text{m}$, $d_2=3.35\text{m}$, $d_3=3.90\text{m}$, $d_4=2.69\text{m}$ 。于是利用加权 KNN 公式计算定位估计坐标 $\frac{1/d_1}{\sum 1/d}(0,0) + \frac{1/d_2}{\sum 1/d}(4,0) + \frac{1/d_3}{\sum 1/d}(4,4) + \frac{1/d_4}{\sum 1/d}(0,4) = (1.50, 1.69)$, 待测点真实坐标为 $(1, 1.5)$, 测量误差为 0.53m , 低于 NN 算法的 1.80m 和 KNN 算法的 1.12m 。

在情况二中, 经计算 $d_1=0.707\text{m}$, $d_2=3.54\text{m}$, $d_3=4.95\text{m}$, $d_4=3.54\text{m}$ 。于是利用加权 KNN 算得估计定位坐标 $\frac{1/d_1}{\sum 1/d}(0,0) + \frac{1/d_2}{\sum 1/d}(4,0) + \frac{1/d_3}{\sum 1/d}(4,4) + \frac{1/d_4}{\sum 1/d}(0,4) = (0.88, 0.88)$, 待测点真实坐标为 $(0.5, 0.5)$, 故测量误差为 0.54m , 低于 NN 算法的 0.17m 和 KNN 算法的 2.12m 。

由此可见, 改进的加权 KNN 方法定位误差明显小于 NN 法和 KNN 法, 故本文系统的实现中采用改进的加权 KNN 法进行在线定位匹配。

4.3.3 AP 加权欧式距离和 WKNN 融合——AWKNN

本文在 4.3.1 节和 4.3.2 节分别分析了 AP 加权的欧式距离和 WKNN(距离加权的 KNN), 因此在本节将二者融合, 提出了改进的匹配算法——AWKNN (AP weighted and distanced weighted KNN), 即用 AP 加权的方法计算实时 WiFi 指纹和数据库中每条指纹的欧氏距离, 再将欧氏距离按从小到大排序, 选出前 K 个指纹, 再用 WKNN 方法, 以欧式距离的倒数作为权值, 赋予这 K 个指纹参考点不同的权值, 加权求平均得最终的位置坐标, 定位流程如图 4.6 所示。

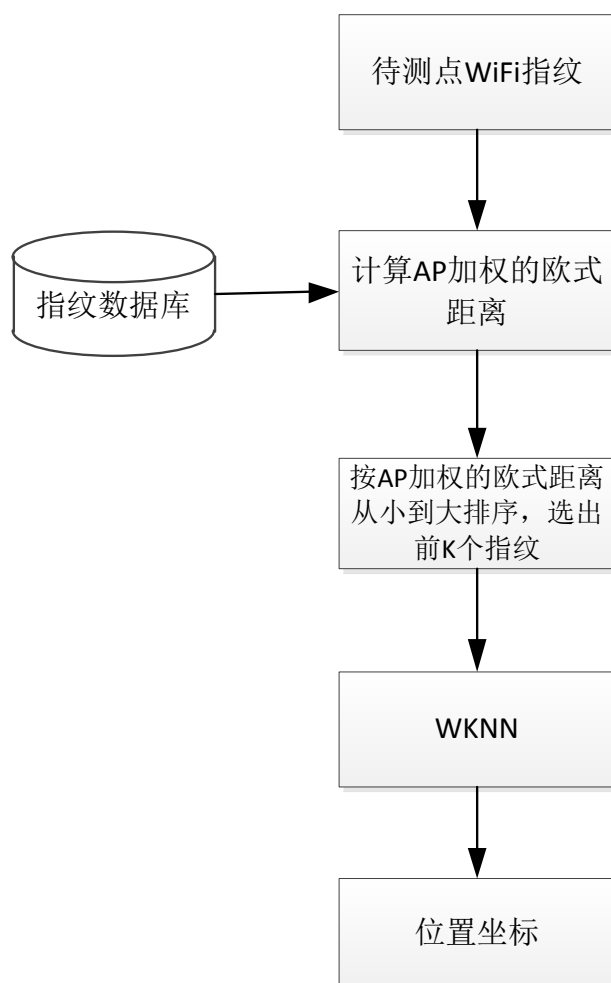


图 4.6 AWKNN (AP 加权的欧式距离+WKNN)

4.4 本章小结

本章研究 WiFi 指纹定位系统中定位阶段的算法，首先分析定位阶段流程；随后介绍了已有的匹配算法，并指出 KNN 近邻法是目前主流的匹配法。接着从欧氏距离计算和坐标匹配两个角度对 KNN 法改进，针对传统算法赋予每个 AP 相同的权重导致欧式距离不够准确问题，本文提出了 AP 加权的欧式距离法，即赋予不同信号强度的 AP 不同的权值。随后分析坐标匹配问题，对已有的 NN 法、KNN 法进行探讨，指出 KNN 法赋予 K 个近邻参考点相同权值的缺点，提出了距离加权的 KNN 法 (WKNN)，最后将 AP 加权的欧式距离和 WKNN 融合，提出了改进的匹配法——AWKNN，并详细介绍了算法流程。

第五章 WiFi 指纹定位系统实现及性能评估

本章节首先阐述了 WiFi 定位系统的设计与实现，包括系统开发环境、采样阶段和定位阶段的设计实现。接着在已实现的定位系统基础上，分析了相关参数的最优化选择，包括数据库采集 AP 数量的选择、采集 WiFi 信号数量的选择以及近邻数 K 值的选择。然后，分别对提出的采样阶段算法 FODG 和定位阶段算法 AWKNN 进行性能分析；最后本文从定位精度、定位稳定性、定位速度三个方面，对整个改进的定位系统（FODG 采样+AWKNN 匹配）进行性能分析。

5.1 WiFi 定位系统设计与实现

本小节主要介绍 WiFi 指纹定位系统的设计与实现，首先介绍了系统开发环境，然后阐述了采样阶段的设计与实现，包括：新建地图模块、WiFi 信号采样模块以及指纹数据库模块。最后分析了定位阶段的设计与实现：包括匹配算法的实现以及显示定位结果模块。

5.1.1 系统开发环境

本系统采用的是 WiFi 指纹定位法，以 Android 系统为开发平台，采样 JAVA 语言编写应用程序，具体开发环境如表 5.1：

表 5.1 开发环境

开发工具	Eclipse + Android SDK
开发平台	Android 系统 + JDK1.8
实验设备	华为荣耀 3x
操作系统	Windows 7

本系统基于 WiFi 指纹定位，主要包括采样阶段和定位阶段，WiFi 指纹系统实现流程图如 5.1 所示：

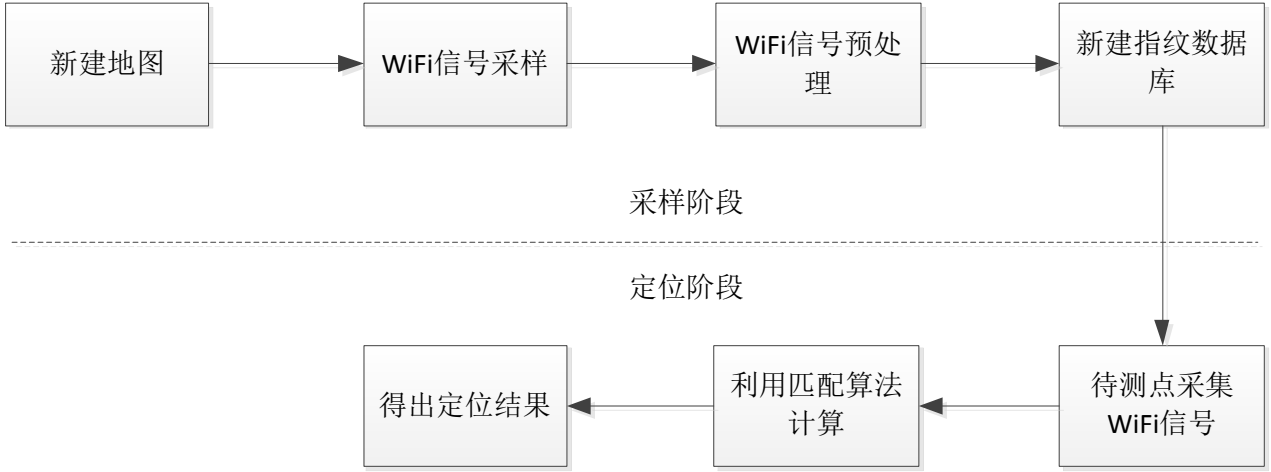


图 5.1 WiFi 指纹系统实现流程图

5. 1. 2 采样阶段设计实现

采样阶段包括如下三个步骤：新建地图、WiFi 信号采样和建立指纹数据库。

(1) 新建地图

定位系统的第一步就是新建某一场景的地图，再导入到手机设备中。本文选择图科楼二楼教研室五为实验场景，首先用 Microsoft Visio 软件画出了该教研室地图，但是用 Visio 画出的格式为.JPEG 格式，Android 操作系统不支持.JPEG 格式的图片，因此本文选择 SVG 格式存放地图文件^{[50][51]}。SVG（Scalable Vector Graphics）是一种基于 XML（可扩展标记语言）、描述二维矢量图形的图片格式。SVG 格式支持基本 XML 语法，遵循基本的网络矢量图形标准，支持任意缩放图片大小，且图片占用空间小。

本文首先用 Microsoft Visio 软件画出了实验场景地图，保存为.JPEG 格式，再采用一款名叫 Acme TraceArt 的软件，将.JPEG 格式的图片转换为.SVG 格式后导入到手机设备中，作为采样地图。实验场景地图如图 5.2:

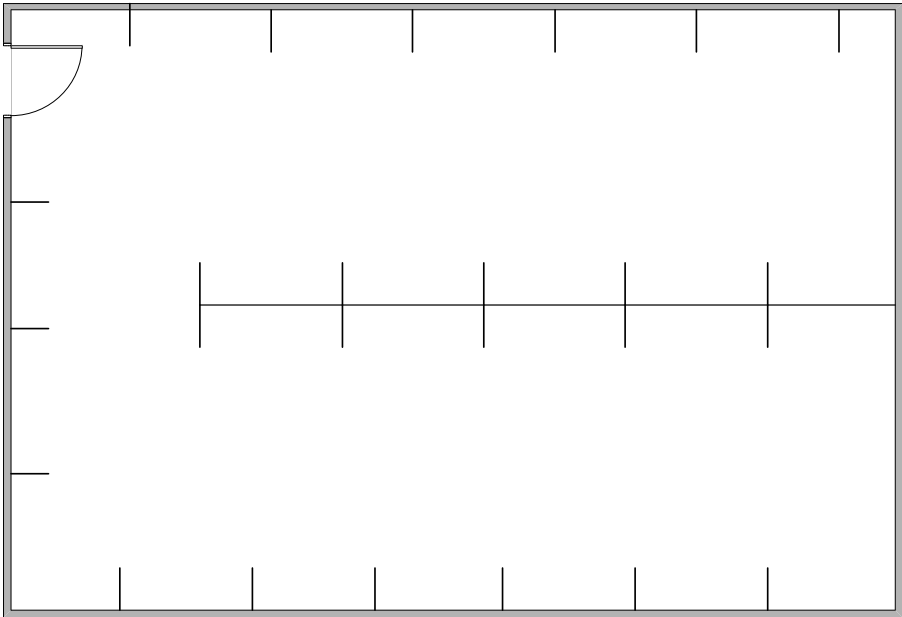


图 5.2 图科楼二楼教研室五地图

本定位系统采用 NewMap 类实现新建地图功能，包括新建建筑、新建楼层、导入地图等功能按钮，新建地图的手机设备实现界面如图 5.3 和 5.4 所示：



图 5.3 新建地图界面

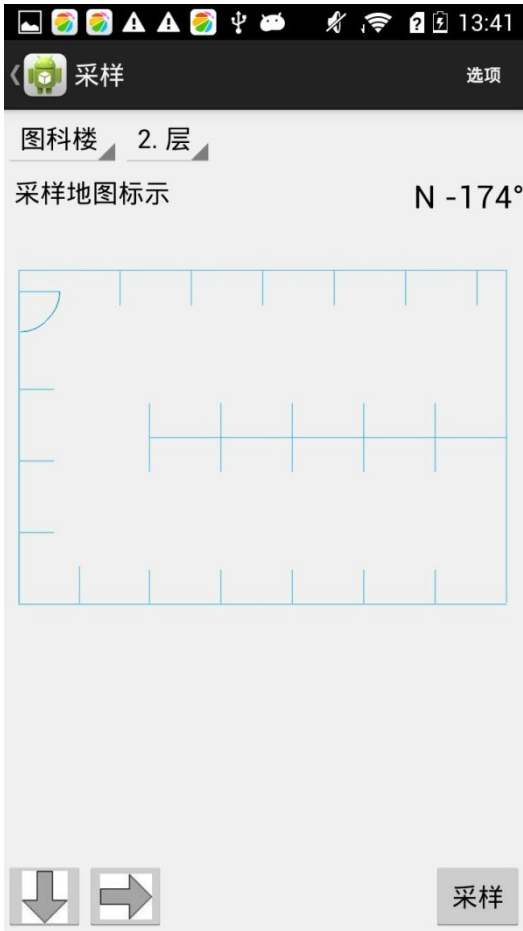


图 5.4 生成的地图界面

(2) WiFi 信号采样

新建完地图后，就进入 WiFi 信号采样步骤。Android 移动终端自带 WiFi 检测连接功能，因此在硬件上不需要做任何的改变就可以实现对信号的检测。在 Android 中提供了对 WiFi 操作的一些相关的开发包，其中本文用到 `android.net.WiFi` 包，包括以下四个类：

1. WiFiManager 类

WiFiManager 类用来管理 WiFi 连接，此类里面事先定义了一些调用函数，可以直接使用。

2. ScanResult 类

ScanResult 类用来描述已经检测到的 WiFi 接入点的相关信息，包括接入点的 MAC 地址，接入点的名称、接收信号强度、使用频率、接入点的身份认证等信息。

3. WiFiInfo 类

WifiInfo 类用来描述一些已经连通的 WiFi 接入点的信息，包括接入点名称、接入点的网络连接状态、IP 地址、信号强度、连接速度、MAC 地址等信息。

4. WiFiConfiguration 类

WiFiConfiguration 类用来描述 WiFi 网络配置、WiFi 安全配置等。

实现 WiFi 信号采样功能的是 Measure 类，通过 Receiver 类采集每个采样点上的 WiFi 指纹，然后将采样点坐标位置和对应的 WiFi 信号指纹存入数据库中。本系统对 WiFi 信号进行采样的实现界面如图 5.5 所示。

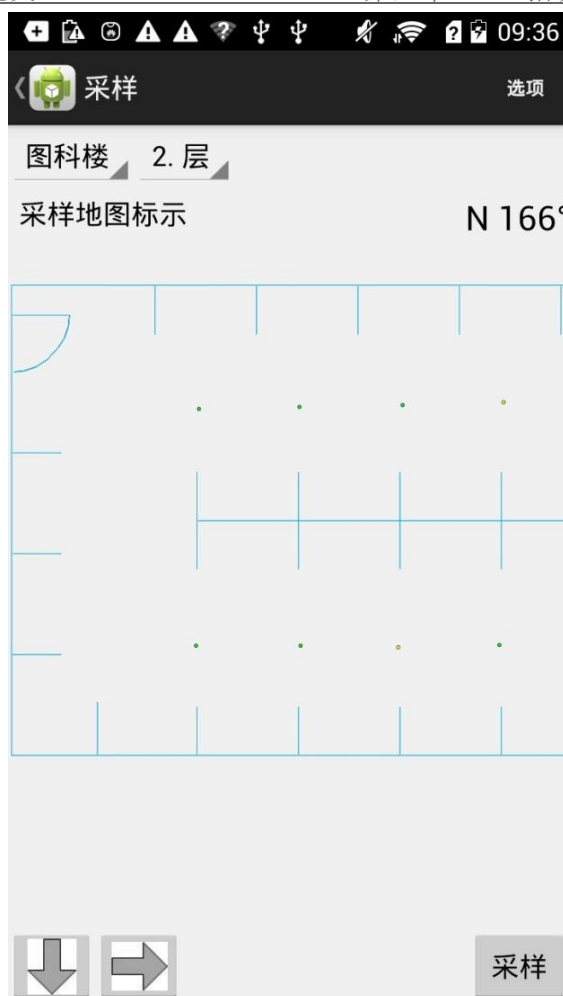


图5.5 采样地图标示

(3) 新建指纹数据库

SQLite 是一种常见的、Android 操作系统自带的、轻量级的数据库，占用空间小，并且支持基本的 SQL 语法。因此本系统采用 SQLite 数据库存储 WiFi 指纹数据。在 Android 系统中，SQLite 数据库的实现类是 SQLiteDatabase 类，其中包含一些对数据库进行增删改查等一系列基本操作的 API（应用程序接口）。

本系统数据库主要存储：采样点编号、各个 AP 热点的物理（MAC）地址、RSS 信号强度、采样点的位置坐标。在采样阶段利用智能移动终端扫描采集上述所有数据，并将采样的结果分为 AP 热点表和采样点位置表两张表存储到 SQLite 数据库。

数据库表信息如下：

（1）AP 热点表：存储的信息包括 AP 热点编号、AP 热点名称、AP 热点的物理地址和 AP 热点的接收信号强度。

表 5.2 AP 热点表

字段	类型	说明
id	integer	AP 热点编号
ssid	varchar	AP 热点名称
bssid	varchar	AP 物理地址
RSS	float	接收信号强度

新建 AP 热点表：

```
Create table ‘APs’(  
    ‘id’ int primary key autoincrement,  
    ‘ssid’ varchar,  
    ‘bssid’ varchar,  
    ‘freq’ integer,  
    ‘RSS’ float  
);
```

(2)采样点位置表：存储的信息包括采样点编号、采样点 x 轴坐标、采样点 y 轴坐标。

表 5.3 采样点位置表

字段	类型	说明
id	integer	采样点编号
pos_x	float	采样点 x 轴坐标
pos_y	float	采样点 y 轴坐标

新建采样点位置表：

```
Create table ‘points’(  
    ‘id’ int primary key autoincrement,  
    ‘pos_x’ float,  
    ‘pos_y’ float  
);
```

5.1.3 定位阶段设计实现

定位阶段的设计实现包含匹配算法的设计实现和定位结果的地图显示。

(1) 匹配算法

匹配算法采用第四章提出的 AP 加权欧式距离和 WKNN 融合的 AWKNN 法，AP 加权后的欧式距离为

$$d = \sqrt{n \cdot \sum_{j=1}^n w_j (RSS_j - rss_{ij})^2} \quad (5.1)$$

欧式距离较小的前 K 个参考点坐标加权平均来作为最终定位坐标，如下所示。

$$(x, y) = \sum_{i=1}^k w_i (x_i, y_i) \quad (5.2)$$

$$w_i = \frac{\frac{1}{d_i}}{\sum_{j=1}^k \frac{1}{d_j}} \quad (5.3)$$

实现的伪码如下：

```

输入：实时 WiFi 指纹
输出：位置信息

Begin
遍历数据库
    计算实时 WiFi 指纹同数据库中每条指纹的 AP 加权的欧式距离；
    对 AP 加权的欧式距离按由小到大进行排序；
    For( 1 到 K )
        得到欧式距离较小的前 K 个近邻点位置坐标；
    对这 K 个坐标进行 WKNN 匹配运算；
    输出定位坐标；
End
  
```

(2) 显示定位结果

实现显示定位结果功能的是 MainActivity 类。首先实现一些界面控件，并且新建 SD 卡

相关文件夹，接着调用 **Broadcast Receiver** 组件接收 **WiFi** 信号进行定位，最后通过新建图形化显示进程和定位线程把定位结果显示在手机界面上，实现流程图如图 5.6 所示：

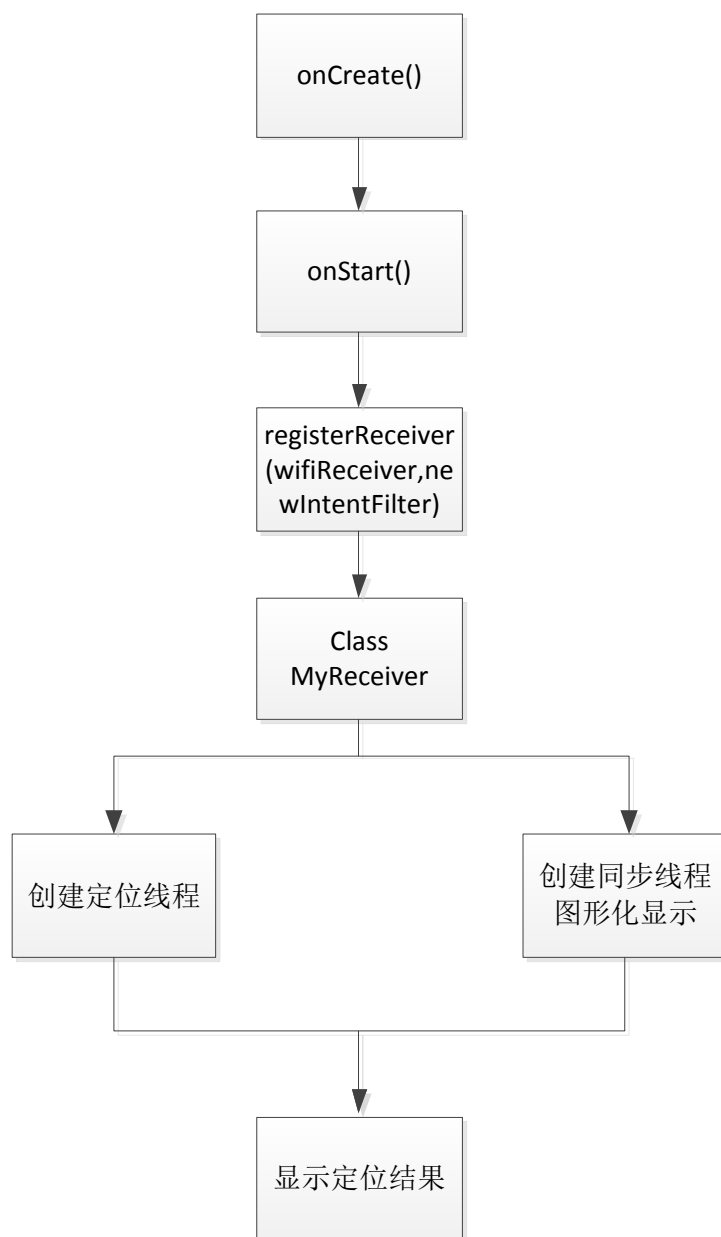


图 5.6 显示定位结果实现流程图

定位结果截图如 5.7 所示，图中带光圈的点为系统定位点，其他点为采样点。

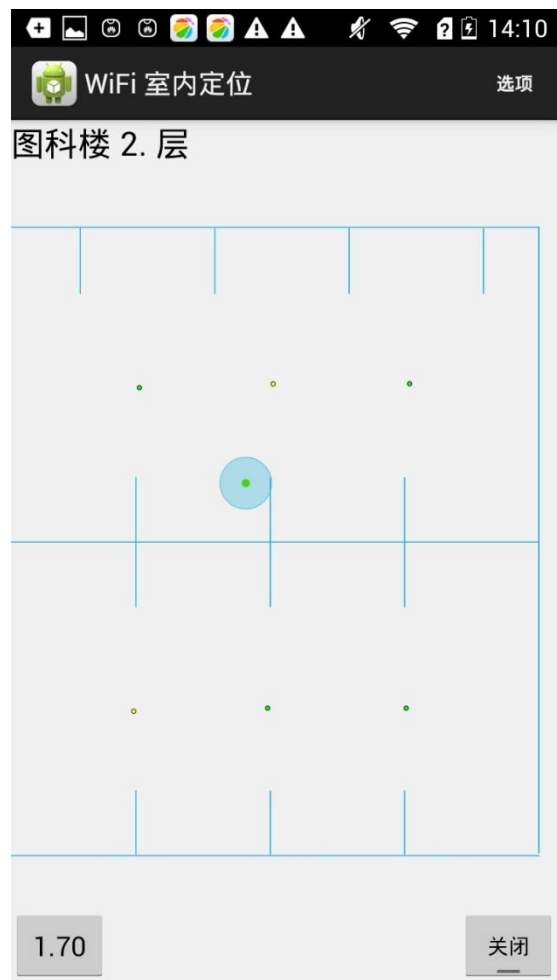


图 5.7 定位结果效果图

5.2 相关参数的最优化选择

在定位系统中采集的 AP 数量、每个采样点上 WiFi 信号的采集次数、近邻数 K 的取值都对定位精度有着重要影响。下面将在 5.1 节已实现的定位系统基础上依次分析这些参数对定位精度的影响，并探究选择最优化参数值。

定位系统的实验环境为图科楼二楼教室五，房间大小为 $10.5\text{m} \times 7.5\text{m}$ ，在该房间内一共部署有 8 个 AP 热点。在房间内以 $1\text{m} \times 1\text{m}$ 的网格点作为 WiFi 指纹的采样点，一共采集了 54 个点，以红点表示，指纹数据采集设备为华为荣耀 3X。在场景图中建立二位坐标系，左下角为坐标原点，如图 5.8 所示。

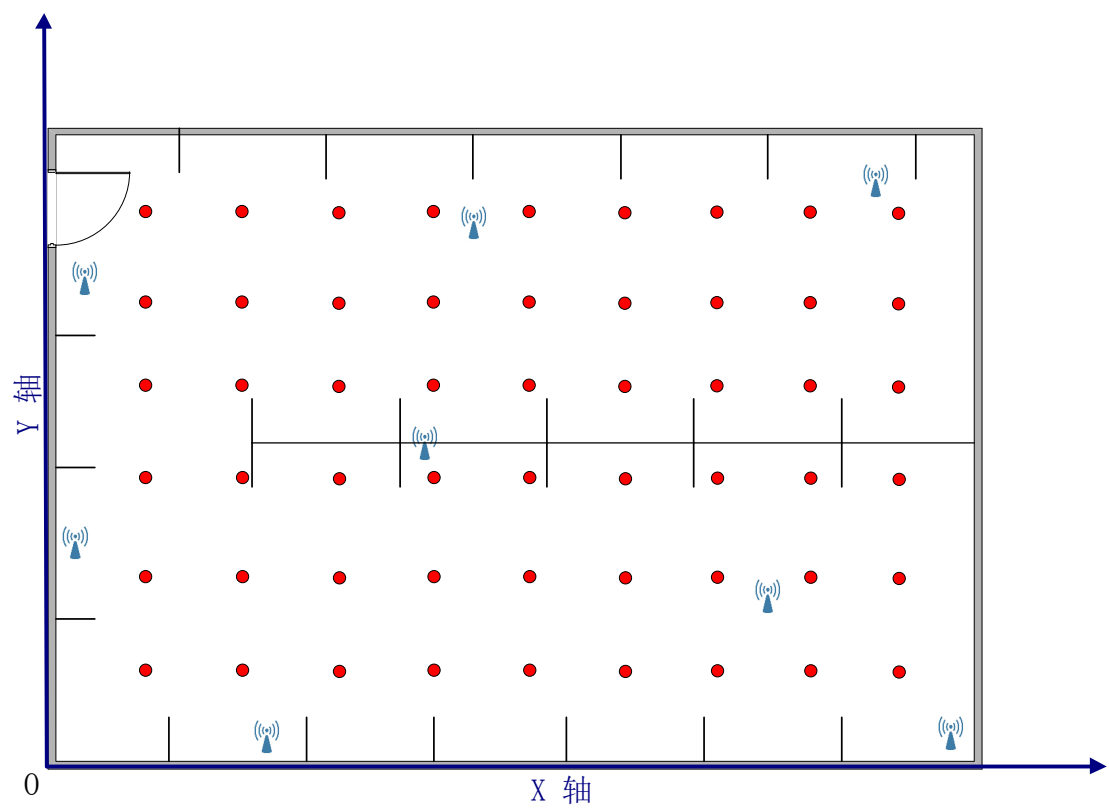


图 5.8 科楼二楼教室五实验场景图

5. 2. 1 采集 AP 数量的选择

本小节研究数据库中采集 AP 数量的不同对定位精度的影响^[52]。在本文的实验环境中一共部署有 8 个 AP 热点，在本环境的所有地方都能接收到这 8 个 AP 点的信号。理论上，数据库采集的 AP 点数量越多，定位精度就越高。但是随着采集的 AP 点越多，数据库存放的信息量越来越大，而且后期匹配的计算量都将随之快速增大，导致定位系统的功耗和实时性都受严重影响。因此本小节探究如何选取最优的 AP 热点采集数目，在保证定位精度的同时也能使计算量保持在相对合理的范围内。

本文在实验环境中选择坐标为（7.5,3.5）的点作为待测点进行定位实验，对实验环境中的 8 个 AP 热点依次编号，即 AP1、AP2、...AP8，在采样时首先采集一个 AP 热点，然后逐个增加数据库中采集的 AP 数量，观察待测点的定位误差的变化情况，如图 5.9 所示。

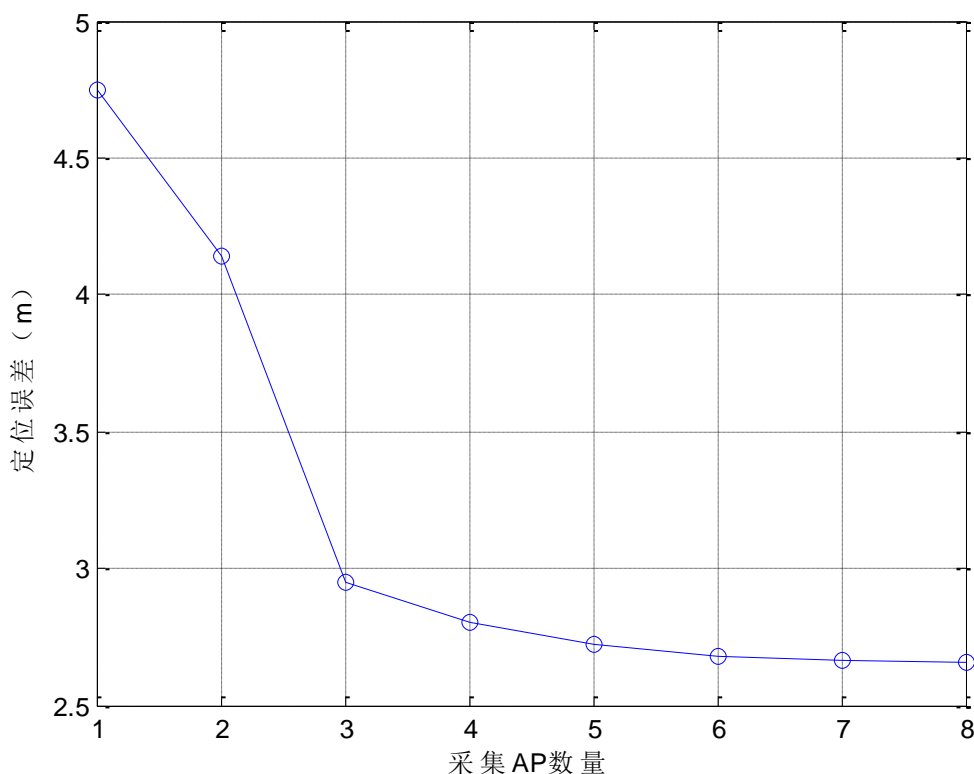


图 5.9 定位误差和采集 AP 数量的关系

从图中我们发现，AP 数量对系统的定位误差影响很明显。当 AP 数量只有一个时，定位误差最大，达到 4.75m，随着采集的 AP 数量的增大，每个指纹的包含的 WiFi 信号数目增大，不同指纹间的区分度也变大，故如图定位误差呈现快速下降趋势，随着 AP 数增加到一定程度，不同指纹间的区分度慢慢减弱，故定位误差下降的越来越慢，趋于稳定。为了探究最合理的 AP 数量取值，既保证定位精度，又保证指纹数据库不致过大，本文提出当定位误差曲线上相邻两点的变化斜率的绝对值小于某一阈值时，即满足要求，因此本文做了多次实验，最终得出阈值为 0.02，上图中横轴坐标值 6 之前的斜率都大于 0.02，而坐标值 6 和 7 两点间的斜率为 0.015，小于阈值 0.02，满足要求，因此本系统选取数据库 AP 采集数量为 7 作为最优值。

5.2.2 采集 WiFi 信号数量的选择

采样阶段需要采集大量的信号数据来建立指纹数据库，指纹数据库的信号数据能否准确反映实际环境的信号特征，将对整个定位系统的定位精度起着重要影响。

在本文设计的定位系统中，采样阶段需要手机设备在每个采样点采集若干次 WiFi 信号，先高斯滤波后再均值滤波，得到均值作为该点的指纹存入数据库中。每个采样点的信号采集

数量决定着采样成本和定位精度^[53]，采集数量太少，定位精度肯定不高，如果采样数量太大，则成本就太大。因此下面本文安排了实验探究定位误差和 WiFi 信号采样数量的关系，以选择最优的 WiFi 信号采集数量。实验选择实验环境中坐标为 (7.5,3.5) 的点作为待测点进行定位实验，在整个实验环境的 54 个采样点采样，分别让每个采样点的 WiFi 信号采样次数从 5 次逐渐增加到 55 次，得出 (7.5,3.5) 待测点的定位误差和 WiFi 信号采样数量的关系如图 5.10 所示。

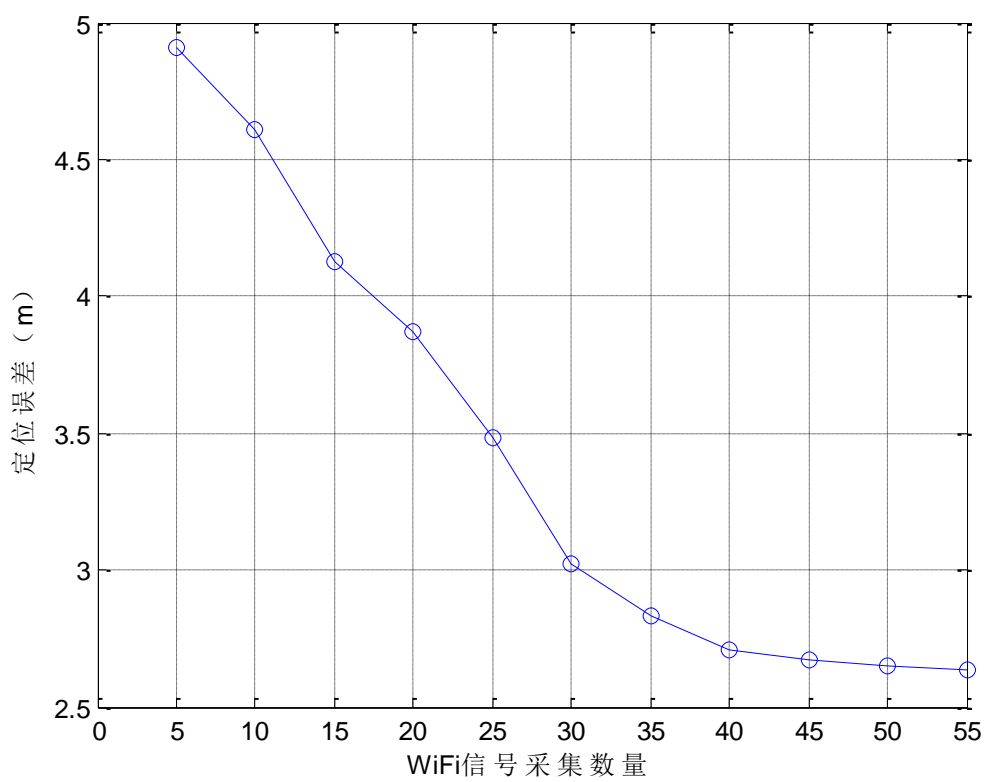


图 5.10 WiFi 信号采集数量和定位误差的关系

图中，横轴代表在每个采样点采集的 WiFi 信号数目，纵轴代表定位误差。由上图可以看出，随着 WiFi 信号采集数量的增加，系统定位误差呈现快速减小趋势，当 WiFi 信号采集数量增加到一定程度后，每个采样点的均值趋于稳定，故定位误差也趋于稳定不变。为了探究最合理的 WiFi 信号采集数量，既保证定位精度，又保证采样耗时不致过大，节省采样成本，同样本文提出当定位误差曲线上两点间的变化斜率的绝对值小于某一阈值时，即满足要求，因此本文做了多次实验探究最佳阈值，最终得出阈值为 0.01，经计算，上图中横轴坐标值 45 之前的斜率都大于 0.01，而坐标值 45 和 50 两点间的斜率为 0.008，小于阈值 0.01，满足系统要求，因此本系统选取每个采样点的 WiFi 信号最佳采样次数为 45 次。

5.2.3 近邻数 K 值的选择

在本小节分析 AWKNN 算法中近邻数 K 值的大小对定位精度的影响^{[54][55]}。AWKNN 算法根据定位阶段接收到的实时指纹，与指纹数据库进行匹配，选择其中欧氏距离最小的前 K 个指纹，对这 K 个指纹参考点的位置坐标求加权平均得到估计位置。如果 K 值过小，定位精度肯定不高，如果 K 值过大，计算量也随之变大，定位精度是否有所提高也有待探究。因此，分析近邻数 K 的取值是很有必要的。

本文在实验环境中选择坐标为 (7.5,3.5) 的定位测试点进行测试，分别令 K 值从 1 到 10，计算取不同 K 值时待测点对应的定位误差，以此作为评价每个 K 值对应的定位效果。如果定位误差越小，代表定位精度越高。实验测得的定位误差和近邻 K 值的关系如图 5.11 所示。

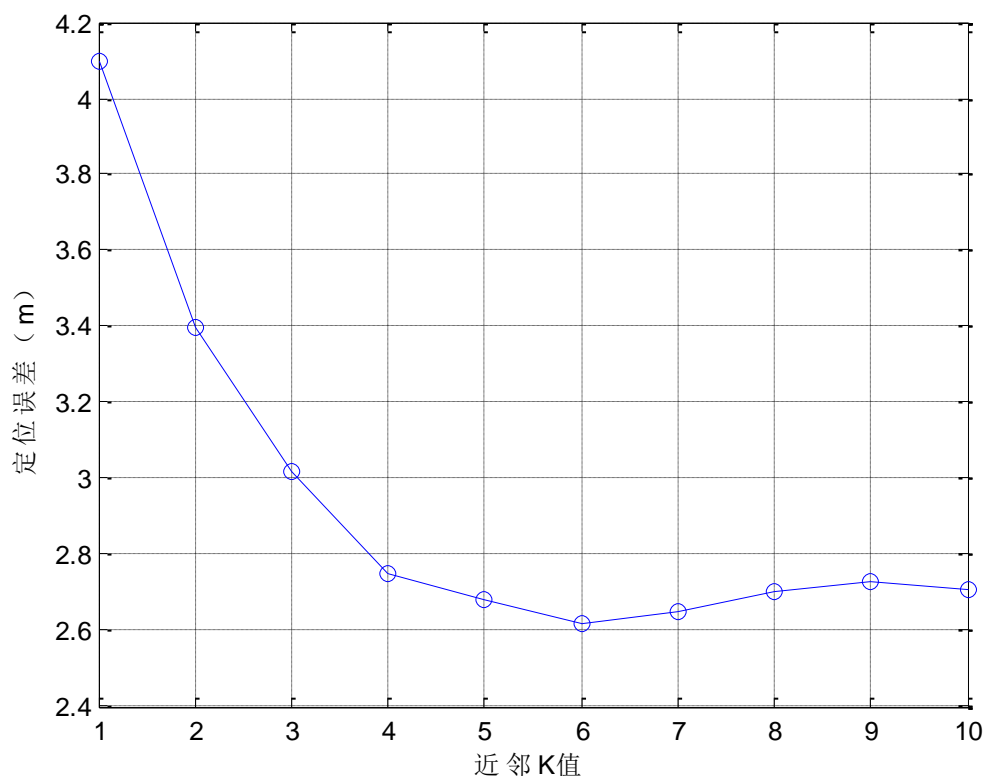


图 5.11 定位误差和近邻 K 值的关系

图中，横轴代表 AWKNN 算法中近邻数 K 值，纵轴代表定位误差。从上图可以看出，随着近邻 K 值的增大，定位误差在逐渐减小，到最低点后又有小幅度的反弹增长，这是因为，如果包含的近邻参考点太少，加权平均得到的值自然与真实坐标偏差较大，但如果 K 值太大，包含的近邻数太多，可能会将一些离真实位置较远的，与待测点指纹相似度较小的点也包含进来，定位误差自然也会较大，因此需要选取合适的 K 值。图中，我们发现，当 $K < 6$ 时，定位误差一直下降，尤其是当 $K < 4$ 时，定位误差下降的尤为明显，之后，误差下降放缓，到

K=6 时达到最小值，当 K>6 时，定位误差又慢慢增大。因此，本文的定位系统选择 K=6 作为最优的近邻值。

5.3 采样阶段算法——FODG 性能分析

常规的采样阶段算法是（单方向采集+均值滤波）法，即在每个采样点单个方向上采集若干次信号，直接均值滤波后将均值作为采样指纹存入数据库，如图 5.12 所示。本文在第三章提出的改进采样预处理方法——FODG 法考虑到不同方向的信号的差异性，因此在每个采样点上采集东、南、西、北四个方向的信号，然后利用高斯滤波滤掉那些与均值偏差较大的小概率信号,接着再均值滤波（即取所有信号数据的均值），作为该点的信号指纹存入数据库，具体流程图如图 5.13 所示。

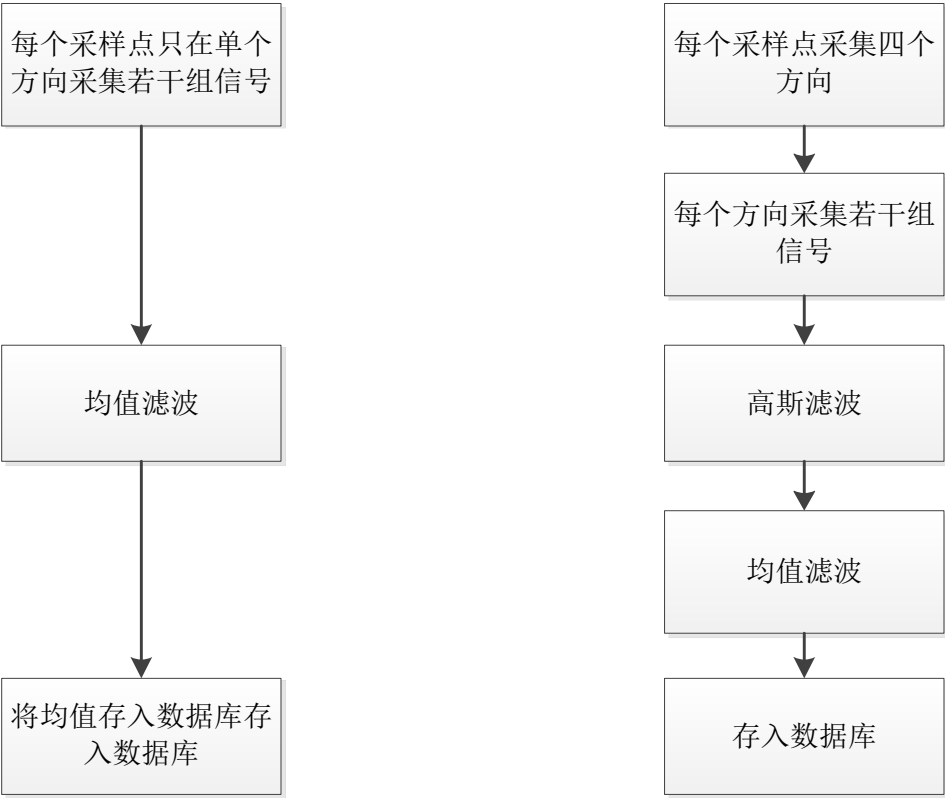


图 5.12 常规法（单方向采集+均值滤波）

图 5.13 FODG 法（不同方向采集+高斯滤波）

接下来对 FODG 法进行性能分析。本文安排在图科楼二楼教室五进行定位实验，选择坐标点（6.5,4.5）作为待测点，根据 5.2 节中的最优化参数值选择采集 AP 数量为 7，在每个采样点四个方向上一共采集 45 次 WiFi 信号，取近邻参考点数 K=6，分别让（单方向采集+均值滤波）法、(不同方向采集+均值滤波)法、FODG 法（不同方向采集和高斯滤波）这三种算法

在同一待测点进行 30 次定位实验，接下来分析三种算法的误差累积概率情况，如图 5.14 所示。

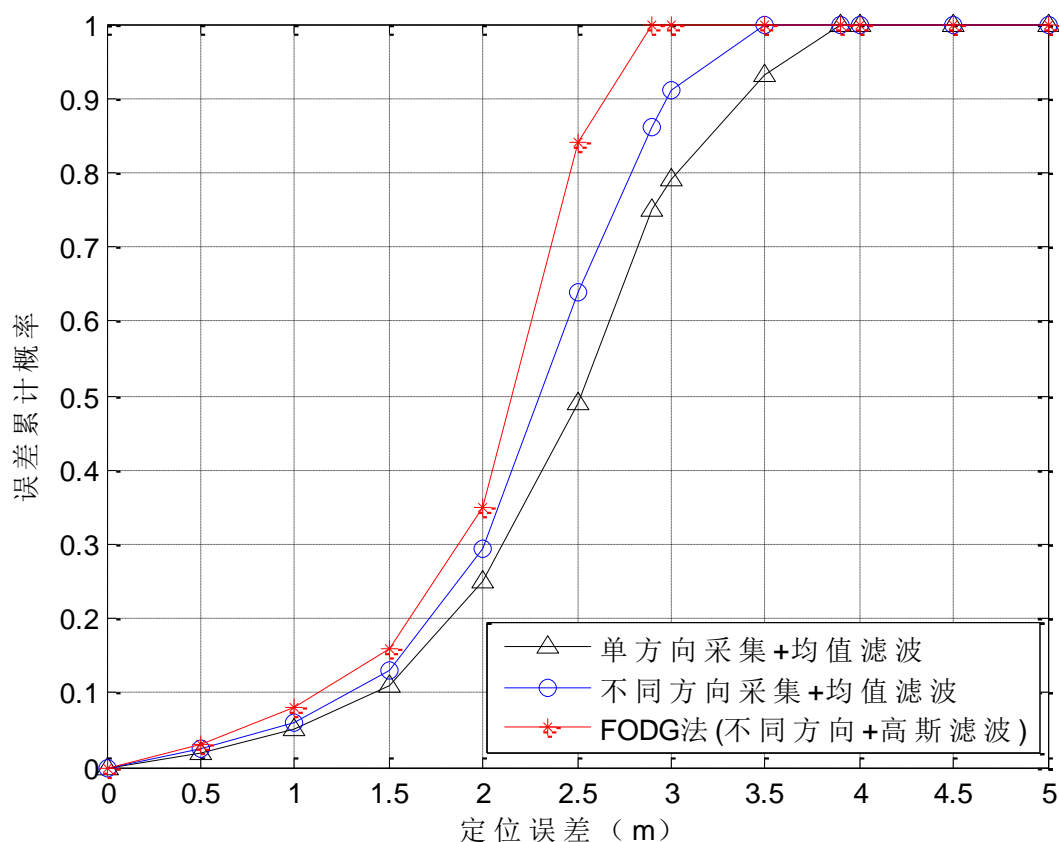


图 5.14 三种算法的误差累积概率分布图

从图中可以看出,FODG 法(不同方向采集+高斯滤波)的定位误差范围最小,控制在 2.90m 以内,(不同方向采集+均值滤波)法的定位误差在 3.51m 以内,(单方向采集+均值滤波)法的误差范围在 3.86m 以内。接下来比较三种算法定位误差分布在 2.5m 以内的概率,(单方向采集+均值滤波)法的定位误差在 2.5m 以内的概率只有 49%左右,(不同方向采集+均值滤波)法将其提升到了 63%,而 FODG 法最高,达 84%左右。因此,我们可以得出结论,本文提出的不同方向采集法和高斯滤波均能提高定位精度,二者融合后的 FODG 算法相比传统采样预处理法能在一定程度上提高定位精度。

5.4 定位阶段算法——AWKNN 性能分析

常规的定位阶段算法是(欧氏距离+KNN)法,该算法既不考虑欧氏距离中不同信号强度的 AP 热点对欧氏距离的影响权重,也不考虑按欧式距离排序选择出来的前 K 个指纹参考点

对定位结果的不同权重，直接赋予这 K 个指纹参考点相同权重求坐标平均值，流程如图 5.15 所示。

本文在第四章提出的改进定位算法——AWKNN，即用 AP 加权法计算实时 WiFi 指纹和数据库中每条指纹的欧氏距离，再将欧氏距离按从小到大排序，选出前 K 个指纹，再用 WKNN 方法，以欧式距离的倒数作为权值，赋予这 K 个指纹参考点不同的权值，加权求平均得最终的位置坐标，定位流程如图 5.16 所示。

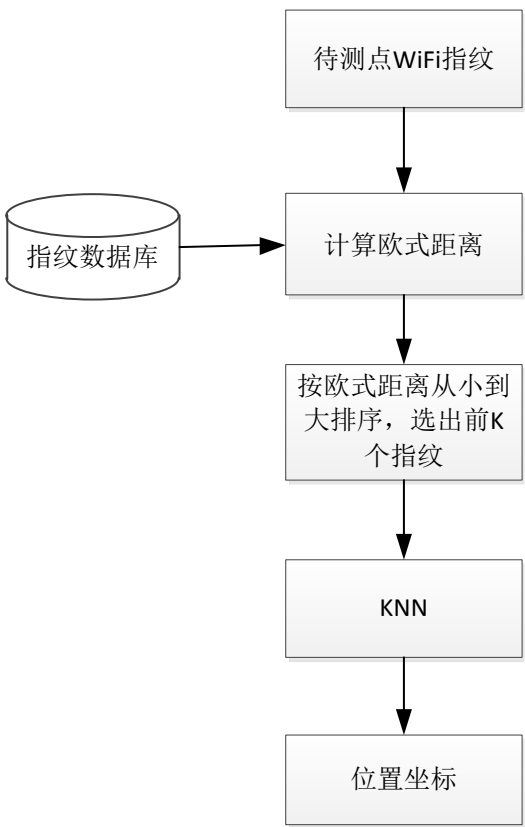


图 5.15 常规匹配法(欧式距离+KNN)

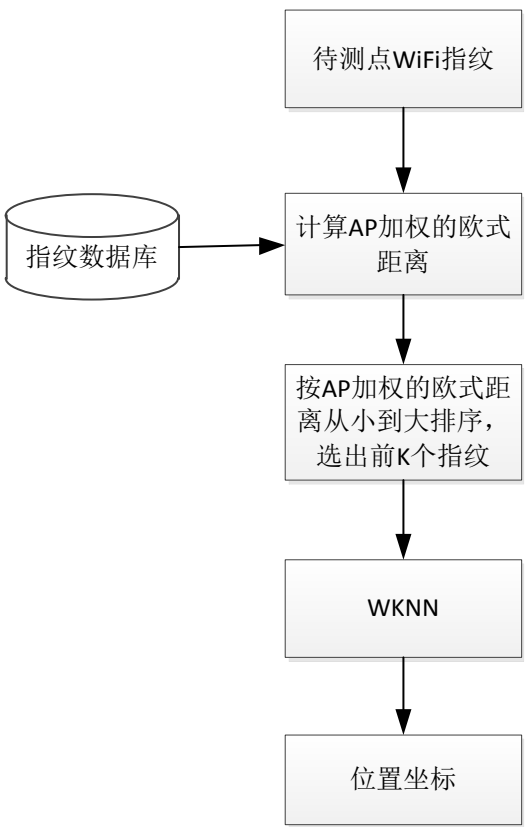


图 5.16 AWKNN(AP 加权欧式距离+WKNN)

接下来对 AWKNN 法进行性能分析。本文安排在图科楼二楼教室五中进行定位实验，选择坐标点 (6.5,4.5) 作为待测点，根据 5.2 节中的最优化参数值选择采集 AP 数量为 7，在每个采样点共采集 45 次 WiFi 信号，取近邻参考点数 $K=6$ ，分别比较 (欧式距离+KNN) 法、(AP 加权欧氏距离+KNN) 法、AWKNN (AP 加权欧式距离和 WKNN) 这三种算法在同一待测点进行 30 次定位实验后的的定位误差累计概率情况，如图 5.17 所示。

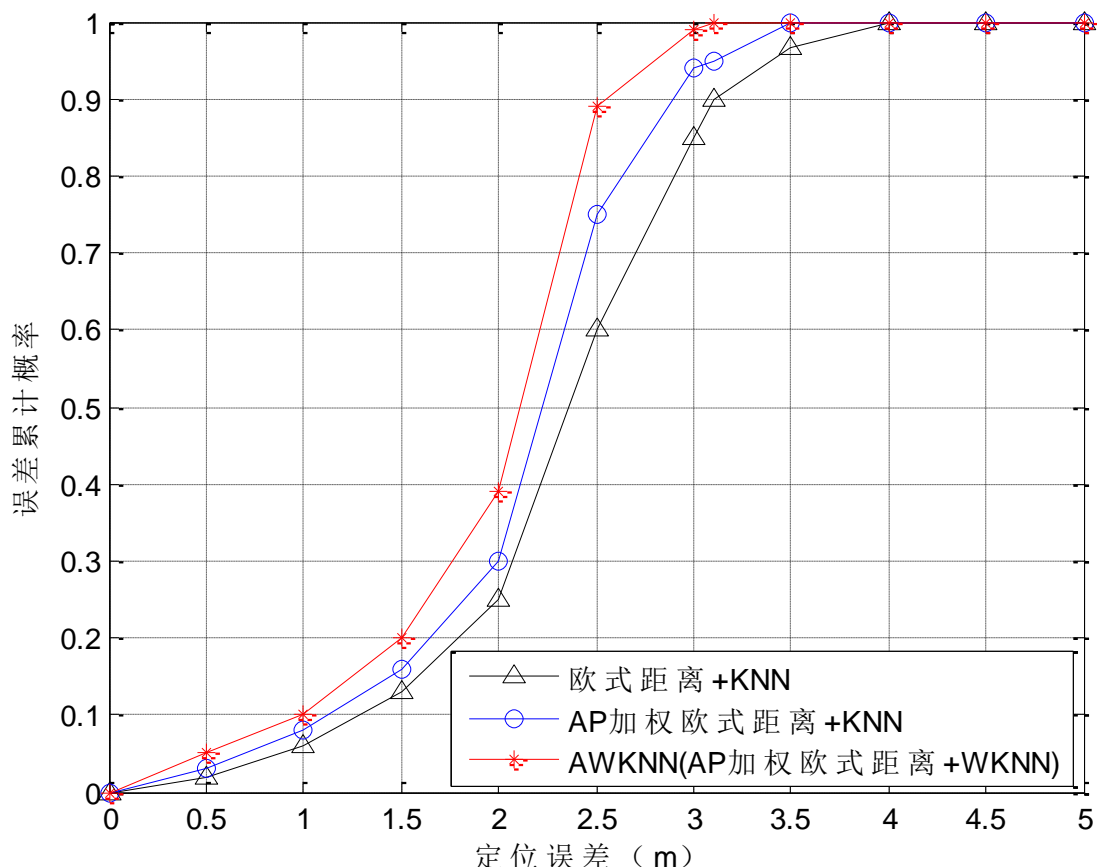


图 5.17 三种算法的误差累积概率分布图

从图中可以看出，改进的定位法 AWKNN（AP 加权欧式距离和 WKNN）定位误差范围最小，控制在 3.10m 以内，（AP 加权欧式距离+KNN）法的定位误差在 3.48m 以内，（欧式距离+KNN）法的定位误差在 4.03m 以内。接下来比较三种算法定位误差在 2.5m 以内的概率，（欧式距离+KNN）法误差在 2.5m 以内的概率只有 60%左右，（AP 加权欧式距离+KNN）法将其提升到了 74%，改进后的 AWKNN 法的误差在 2.5m 以内的概率最高，达 89%左右。因此，我们可以得出结论，本文提出的 AP 加权欧式距离法和 WKNN 均可以提高定位精度，二者融合后的 AWKNN 算法相比常规匹配法能在一定程度上提高定位精度。

5.5 整个改进定位系统性能分析

整个改进的定位系统采用（FODG 采样+AWKNN 定位）法，整个定位系统流程图如图 5.18 所示。

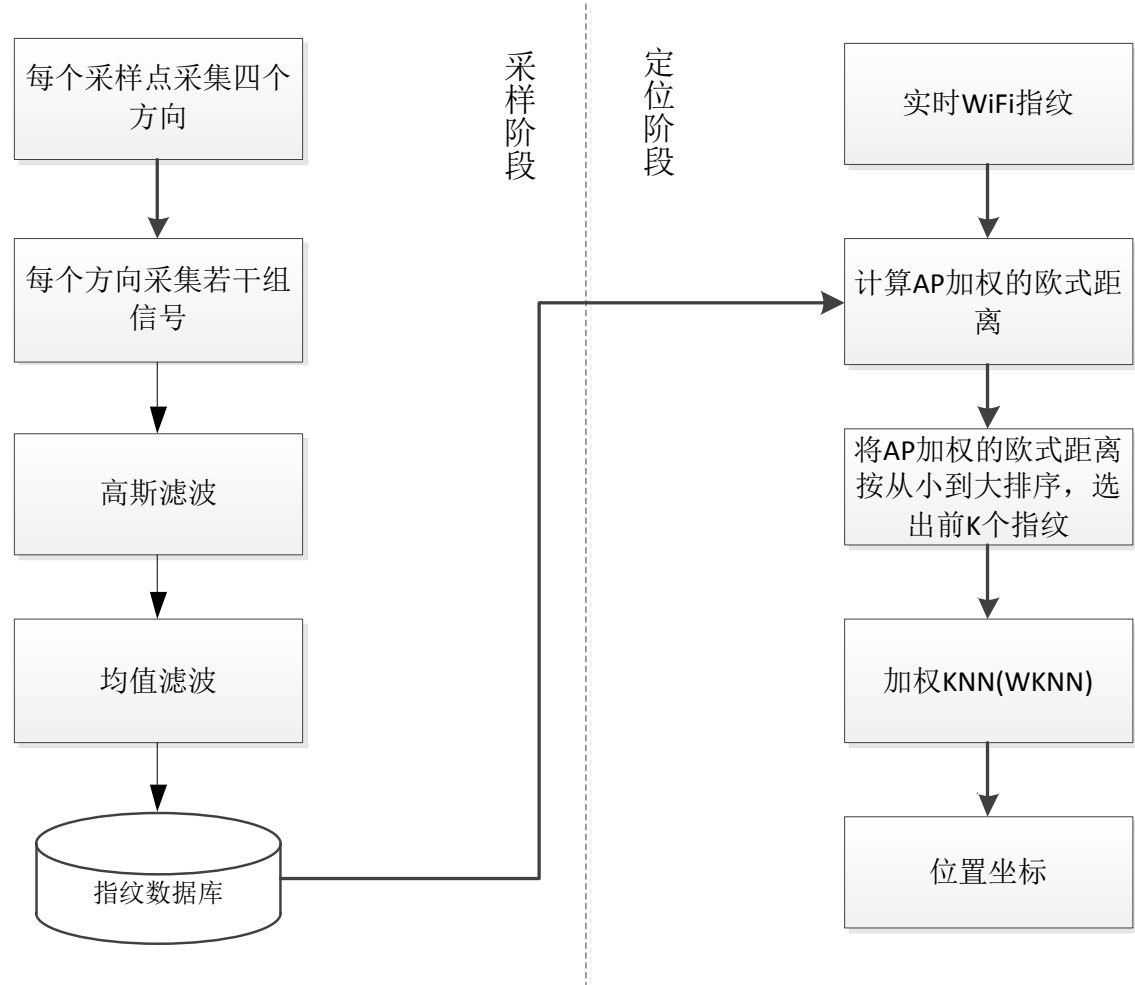


图 5.18 改进后的整体定位流程图

同样，为了对比分析改进后整个定位的定位性能，图科楼二楼教室五中进行定位实验，选择坐标点(3,7)作为待测点进行实验，根据 5.2 节中的最优化参数值选择采集 AP 数量为 7，在每个采样点共采集 45 次 WiFi 信号，取近邻参考点数 $K=6$ 。本小节将从定位精度、定位方差、定位速度三个方面对改进定位法(FODG+AWKNN)、(FODG+KNN)和(均值滤波+KNN)进行性能分析。

5.5.1 定位精度分析

定位精度是评价定位系统最重要的标准。为了分析 (FODG+AWKNN)、(FODG+KNN) 和 (均值滤波+KNN) 这三种算法的定位精度，本文在 (3,7) 同一待测点分别对这三种算法进行 30 次定位实验，统计他们的定位误差累计概率情况，如下图 5.19 所示。

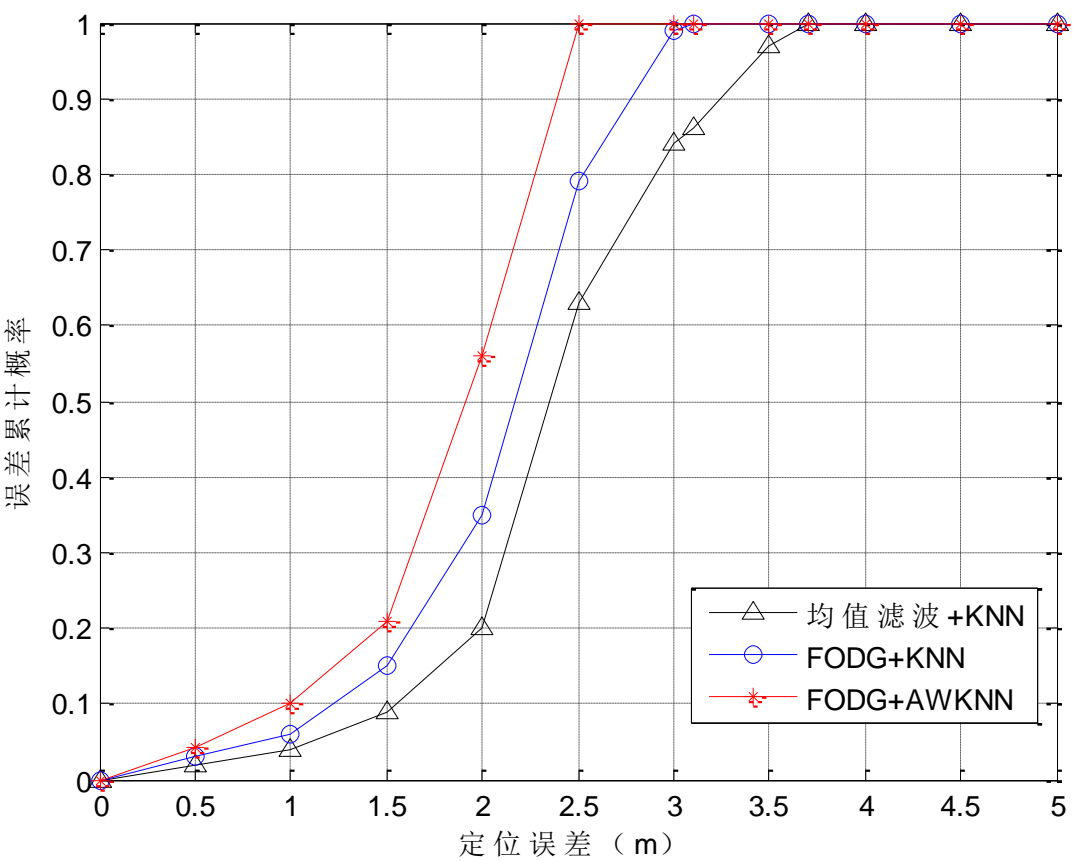


图 5.19 三种算法的定位误差累计概率分布图

从图中可以看出，改进后的（FODG+AWKNN）定位误差范围最小，控制在 2.48m 以内，（FODG+KNN）法的定位误差在 3.12m 以内，（均值滤波+KNN）法的定位误差控制在 3.74m 以内。接下来比较三种算法定位误差在 2.5m 以内的概率，由图中可以看出，（均值滤波+KNN）法误差在 2.5m 以内的概率只有 63% 左右，（FODG+KNN）法将其提升到了 79%，而（FODG+AWKNN）法的误差在 2.5m 以内的概率已经达到了 100%，因此，我们可以得出结论，改进后的（FODG+AWKNN）相比传统定位法，误差分布范围缩小了 33%，误差在 2.5m 范围内的概率提高了 37%，由此可见定位精度有一定的提高。

为了验证改进后的定位精度提高的普适性，本文又选取了其他六个实验场景进行实际测试，表 5.4 是三种算法的定位误差对比。

表 5.4 三种算法在不同实验场景中的定位误差(m)

实验场景 \ 算法	均值滤波+KNN	FODG+KNN	FODG+AWKNN
图科楼教室一	3.07	2.39	2.01
图科楼教室二	3.14	2.28	2.14
图科楼教室三	3.22	2.64	1.93
图科楼教室四	2.82	2.51	1.98
无线楼 101 室	2.71	2.43	1.84
无线楼 102 室	2.96	2.56	2.08

由表可以看出，在每个实验场景中，改进后的（FODG+AWKNN）法的定位误差相对（均值滤波+KNN）法和（FODG+KNN）法都有不同幅度的减小，验证了改进后定位精度提高的普适性。

因此综合上面的图表，可以得出结论：改进后系统的定位精度有一定的提高，且具有普适性。

5.5.2 定位稳定性分析

定位稳定性用定位方差表示，是评价定位系统的重要标准。定位方差表示在某个点多次定位测试得到的多个定位结果坐标分别与均值坐标之差的平方和的平均数，如式 5.4 所示。表示的是该定位坐标数据集与均值坐标之间的偏离程度。定位方差越小，代表系统稳定性越高。

$$D(x,y)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^N[(x_i-\bar{x})^2+(y_i-\bar{y})^2]$$

(5.4)

其中 (x_i, y_i) 为数据集中第 i 个定位结果坐标, \bar{x}, \bar{y} 为定位结果数据集的均值坐标。

为此，本文在坐标点（3,7）处分别对（FODG+AWKNN）法、（FODG+KNN）法、（均值滤波+KNN）这三种方法分别进行连续 10 次定位实验，得到的定位结果坐标如表 5.5。

表 5.5 三种算法连续测量 10 次得到的定位结果坐标

算法 次数编号	均值滤波+KNN	FODG+KNN	FODG+AWKNN
第 1 次	(4.5,9.0)	(4.3,8.8)	(3.9,5.9)
第 2 次	(4.6,8.8)	(4.1,8.9)	(4.1,5.5)
第 3 次	(3.8,9.2)	(1.9,9.0)	(3.8,5.4)
第 4 次	(2.1,5.0)	(1.9,5.2)	(2.1,8.2)
第 5 次	(1.8,5.0)	(1.8,5.4)	(2.1,8.4)
第 6 次	(1.7,5.1)	(4.4,5.2)	(2.0,8.6)
第 7 次	(1.7,8.9)	(4.6,5.3)	(1.9,8.5)
第 8 次	(4.7,9.1)	(5.1,6.2)	(1.9,8.7)
第 9 次	(4.8,9.1)	(3.8,8.8)	(1.8,8.7)
第 10 次	(4.4,4.9)	(3.9,8.5)	(1.8,8.5)

由表中数据分别计算这三种算法对应的定位方差，如图 5.20 所示。

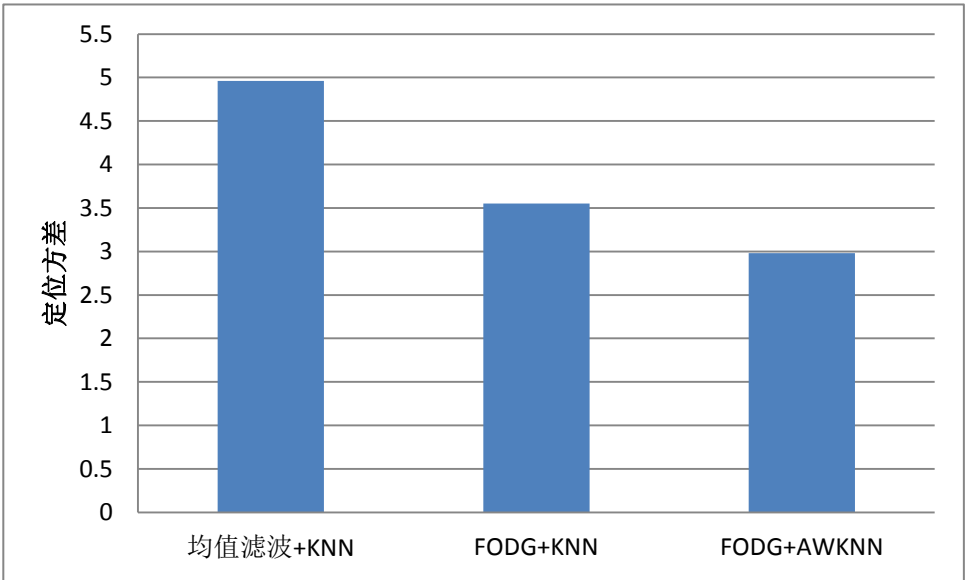


图 5.20 三种算法的定位方差对比

从上图可以看出，（FODG+AWKNN）法的定位方差最小，达到 2.98，（FODG+KNN）次之，为 3.55，（均值滤波+KNN）定位方差最大，为 4.96。可见（FODG+AWKNN）的定位方差相对传统法减小了 1.98，即定位稳定性提高了 39.9%。

下面分析一下改进的系统定位稳定性提高的原因。在定位的时候，实时指纹信号同数据

库进行匹配，而实时指纹受环境的干扰，在连续时间内会不断变化，因此我们看到表中定位的结果坐标也在不断变化。如果数据库取得较准确，则实时指纹同数据库的匹配结果的定位方差自然也较小。FODG 法在不同方向上采集 WiFi 信号，改进了单方向采集时方向的单一性，而且用高斯滤波滤除了那些离均值偏差较大的小概率信号，因此采用 FODG 法建立的指纹数据库相比传统法更为准确，因此如图，（FODG+KNN）比（均值滤波+KNN）定位方差要小。以外，在定位阶段 AWKNN 法引入了 AP 权重计算信号强度欧式距离，而且采用了 WKNN 法进行坐标匹配，那些欧式距离越小的参考点将获得越大的权重，因此（FODG+AWKNN）的定位方差相对（FODG+KNN）又有一定幅度的减小。

5.5.3 定位速度分析

定位速度也是衡量定位系统好坏的重要标准。从发送定位请求到返回定位结果，也即进行一次定位实验所消耗的时长越短，说明定位速度越快。为此，本文在坐标点（3,7）处分别对（FODG+AWKNN）法、（FODG+KNN）法、（均值滤波+KNN）这三种方法进行定位实验，得到每种算法的单次定位时长，如图 5.21 所示。

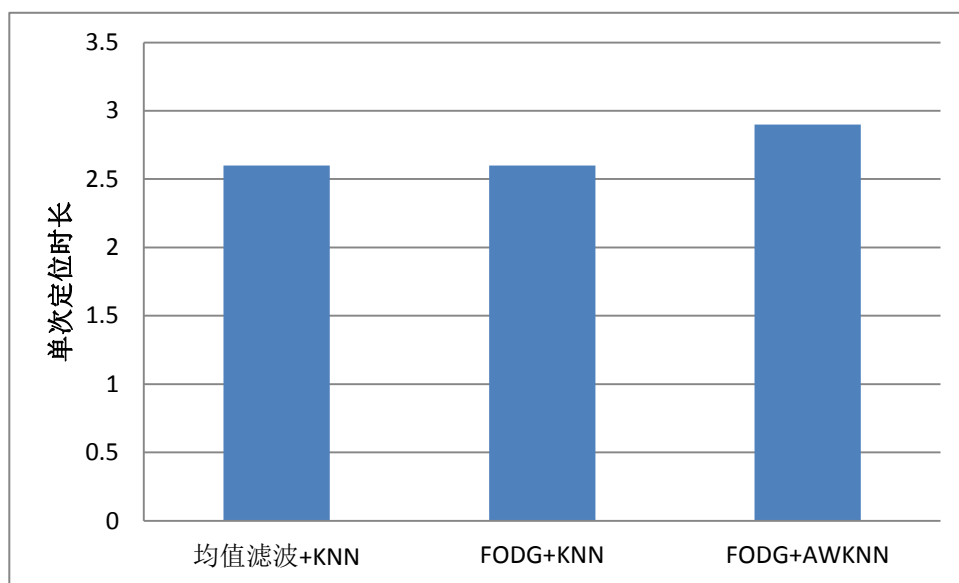


图 5.21 三种算法的单次定位时长对比

由图可以看出，（均值滤波+KNN）法和（FODG+KNN）法的单次定位时长相同，都为 2.6s，这是因为单次定位时长只与定位阶段匹配算法有关，和采样阶段无关，二者的匹配算法都采用 KNN，故单次定位时长相同。（FODG+AWKNN）法的单次定位时长有所增加，这是因为 AWKNN 法比 KNN 法略微复杂，在计算欧式距离和坐标匹配的时候分别引入了加权系数。但从图上看单次定位时长只增加了约 0.3s，因此可以认为定位系统在显著提升定位精

度的同时，定位速度只有小幅度减慢。

综上所述，改进后的（FODG+AWKNN）法的定位精度和定位稳定性相比传统定位法有均有一定程度的提高，同时系统定位速度只有小幅度的减慢。

5.6 本章小结

本章首先介绍了 WiFi 定位系统的设计与实现，包括系统开发环境、采样阶段和定位阶段模块的设计实现。随后在已实现的定位系统基础上，对数据库采集 AP 数量、采集的 WiFi 信号数量以及近邻数 K 值等相关参数进行了最优化取值分析。接着，对提出的采样阶段算法 FODG 和定位阶段算法 AWKNN 进行性能分析；最后从定位精度、定位稳定性、定位速度三个方面，对整个改进的定位系统（FODG 采样+AWKNN 匹配）进行性能分析，并得出结论：改进后的（FODG+AWKNN）法的定位精度和定位稳定性相比传统定位法有均一定程度的提高，同时系统定位速度只有小幅度的减慢。

第六章 总结与展望

6.1 论文总结

当前室内定位技术的研究引起了越来越多专家学者的兴趣。由于 GPS 信号在室内环境中容易受障碍物干扰,因此不适用于室内定位。本文比较分析了已有的各种室内定位技术,其中 WiFi 指纹法因其布设难度小、成本低、易实现、不需要额外硬件、无累计误差等优点,已成为目前室内定位领域发展前景最大的定位技术,因此本文研究基于 WiFi 指纹的室内定位技术。

传统的 WiFi 指纹法还存在以下问题:第一,采样阶段,在每个采样点上需要采集并预处理信号数据,已有的单方向采集和均值滤波的处理方式尚不够理想;第二,定位阶段,已有一些匹配算法如 NN、KNN,但匹配精度尚待提高。本文针对这两个问题,在不增加任何外设、不需要传感器辅助的条件下,对传统的 WiFi 指纹定位技术进行改进。

采样阶段,针对信号采集环节,分析了已有的单方向采集法,指出其没有考虑在手机指向不同方向时信号强度的差异性,故提出了不同方向采集法;针对信号预处理环节,分析了均值滤波法,指出其把一些与均值偏差较大的信号也算入总和求平均的缺点,故引入了高斯滤波来滤除这些信号。最后,将不同方向采集法和高斯滤波融合,提出了改进的采样法——FODG (Fusion of Different direction collection and Gauss Filter)。

定位阶段,分别从欧氏距离计算和坐标匹配两个角度对主流的匹配法 KNN 改进。在欧式距离计算环节,分析了 KNN 法赋予每个 AP 相同权重的弊端,提出赋不同权值给各个拥有不同信号强度的 AP;针对坐标匹配环节,指出了 KNN 法赋予 K 个近邻参考点相同权值的缺点,提出了距离加权的 KNN (WKNN),最后将 AP 加权的欧式距离法和 WKNN 融合,提出了改进的匹配法——AWKNN (AP weighted and distanced weighted KNN)。

最后本文实现了 WiFi 指纹定位系统,包括采样阶段和定位阶段中各模块的设计与实现,并在已实现的定位系统基础上对相关参数(采集的 AP 数量、WiFi 信号采集数量、近邻数 K 值)进行了最优化取值。接着对采样阶段算法 FODG 和定位阶段算法 AWKNN 进行性能分析,最后从定位精度、定位稳定性、定位速度三个方面,分析整个改进的定位系统(FODG 采样+AWKNN 匹配)的性能。结果表明:改进后的系统定位精度和定位稳定性相比传统法均有一定程度的提高,而定位速度只有小幅度的减慢。

6.2 未来展望

虽然本文对基于 WiFi 指纹的定位系统进行了深入研究，并在采样阶段和定位阶段进行了算法的改进，且在 Android 平台上实现了该定位系统。但在实际应用场景中依旧存在着一些问题，有待进一步改进优化。具体而言，以后的工作包括：

1. 传统的方法在采样阶段需要采集大量信号，付出的人力成本和时间成本很大，因此可以探究自动化快速构建指纹数据库的方法，从而减小采样成本，便于定位系统的快速部署。
2. 可以考虑将基于 WiFi 指纹的定位方法和基于手机惯性传感器的行人航位推算算法相互融合，以实现更精确的定位。
3. 研究定位技术的最终目的是向用户通过基于位置的服务。本文实现的只是一个定位基础平台，所以可以考虑把定位系统和社交、商家活动等结合起来，开发出基于位置信息的服务提供给用户。

参考文献

- [1] Steenstra J, Taylor K S, Chen L, et al. Location based service (LBS) system and method for creating a social network: U.S. Patent 8,688,143[P]. 2014-4-1.
- [2] GPS.GOV. The Global Positioning System[EB/OL]. <http://www.gps.gov/systems/>, 2013-10-22.
- [3] Bahl P, Padmanabhan V N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system[C]//INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE. Ieee, 2000, 2: 775-784.
- [4] Ekahau I. Ekahau positioning engine 2.0[R]. Tech. rep., Ekahau, Inc., technology White Paper, 2002.
- [5] Racoma J A. Indooratlas uses magnetic fields for location-awareness in buildings and large structures[J]. 2013.
- [6] Wu C, Yang Z, Liu Y, et al. WILL: Wireless indoor localization without site survey[J]. Parallel and Distributed Systems, IEEE Transactions on, 2013, 24(4): 839-848.
- [7] Yang Z, Wu C, Liu Y. Locating in fingerprint space: wireless indoor localization with little human intervention[C]//Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking. ACM, 2012: 269-280.
- [8] Rai A, Chintalapudi K K, Padmanabhan V N, et al. Zee: zero-effort crowdsourcing for indoor localization[C]//Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking. ACM, 2012: 293-304.
- [9] Gu H, Shi Y, Chen Y, et al. Cicada: a highly-precise easy-embedded and omni-directional indoor location sensing system[M]//Advances in Grid and Pervasive Computing. Springer Berlin Heidelberg, 2006: 385-394.
- [10] 韩言铭. 室内地图商发力商场导航[J]. 华商, 2014 (12): 8-9.
- [11] Schatz J, Ohlendorf B, Busse P, et al. Twenty years of active bat rabies surveillance in Germany: a detailed analysis and future perspectives[J]. Epidemiology and infection, 2014, 142(06): 1155-1166.
- [12] Stojanović D, Stojanović N. INDOOR LOCALIZATION AND TRACKING: METHODS, TECHNOLOGIES AND RESEARCH CHALLENGES[J]. Facta Universitatis, Series: Automatic Control and Robotics, 2014, 13(1): 57-72.
- [13] Zhu L, Yang A, Wu D, et al. Survey of Indoor Positioning Technologies and Systems[M]//Life System Modeling and Simulation. Springer Berlin Heidelberg, 2014: 400-409.
- [14] M. Eric, R. Zetik, and D. Vucic, "An approach for determination of antenna positions in distributed antenna system used for UWB indoor self-localization: Experimental results," in Proceedings of 21st Telecommunications Forum Telfor (TELFOR), Belgrade, Serbia, pp. 204–207, 2013. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/TELFOR.2013.6716208>
- [15] Z. Sahinoglu, S. Gezici, and I. Güvenc, Ultra Wideband Positioning Systems Theoretical Limits Ranging Algorithms And Protocols. Cambridge University Press, 2011.
- [16] F. Seco, C. Plagemann, A. R. Jimenez, and W. Burgard, "Improving RFID-based indoor positioning accuracy using Gaussian processes," in Proceedings of International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, Zurich, Switzerland, pp. 1–8, 2010. [Online]. Available: <http://dx.doi.org/10.1109/IPIN.2010.5647095>
- [17] Fallah N, Apostolopoulos I, Bekris K, et al. Indoor human navigation systems: A survey[J]. Interacting with Computers, 2013, 25(1): 21-33.
- [18] Thongtham machart, Saowanee , Olesen, Henning. Bluetooth enables indoor mobile location services. IEEE Vehicular Technology Conference. 2003: 2023-2027
- [19] Dang C, Sezaki K, Iwai M. DECL: A circular inference method for indoor pedestrian localization using phone inertial sensors[C]//Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), 2014 Seventh International Conference on. IEEE, 2014: 117-122.
- [20] Tian Z, Zhang Y, Zhou M, et al. Pedestrian dead reckoning for MARG navigation using a smartphone[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2014, 2014(1): 1-9.
- [21] Al Nuaimi K, Kamel H. A survey of indoor positioning systems and algorithms[C]//Innovations in Information Technology (IIT), 2011 International Conference on. IEEE, 2011: 185-190.
- [22] Geng, Y.H., He, J., Deng, H.K., Pahlavan, K.: Modeling the Effect of Human Body on TOA Ranging for Indoor Human Tracking with Wrist Mounted Sensor. In: Wireless Personal Multimedia Communications, pp. 1–6 (2013)
- [23] Geng Y, He J, Deng H, et al. Modeling the effect of human body on TOA ranging for indoor human tracking with wrist mounted sensor[C]//Wireless Personal Multimedia Communications (WPMC), 2013 16th International Symposium on. IEEE, 2013: 1-6.

- [24] Ho, K.C.: Bias Reduction for an Explicit Solution of Source Localization Using TDOA. *IEEE Transactions on Signal Processing* 60, 2101–2114 (2012)
- [25] Chao C, Lee J M. An Indoor Localization System Based on TDOA for a Rail Robot[J]. *Journal of Anyang Institute of Technology*, 2013, 2: 019.
- [26] Luo, Y.J., Law, C.L.: Indoor Positioning Using UWB-IR Signals in the Presence of Dense Multipath with Path Overlapping. *IEEE Transactions on Wireless Communications* 11, 3734–3743 (2012)
- [27] Yang S H, Kim H S, Son Y H, et al. Three-Dimensional Visible Light Indoor Localization Using AOA and RSS With Multiple Optical Receivers[J]. *Journal of Lightwave Technology*, 2014, 32(14): 2480-2485.
- [28] Liu H, Darabi H, Banerjee P, et al. Survey of wireless indoor positioning techniques and systems[J]. *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews*, IEEE Transactions on, 2007, 37(6): 1067-1080.
- [29] Uddin M, Nadeem T, Maly K, et al. SmartSpaghetti: Accurate and Robust Tracking of Human's location[J]. 2014.
- [30] F. Li, C. Zhao, G. Ding, J. Gong, C. Liu, and F. Zhao, "A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors,". In *Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, UbiComp 12*.
- [31] Zhu L, Yang A, Wu D, et al. Survey of Indoor Positioning Technologies and Systems[M]//*Life System Modeling and Simulation*. Springer Berlin Heidelberg, 2014: 400-409.
- [32] 王淑婷. 基于位置指纹的 WiFi 定位算法研究[D]. 吉林大学, 2015.
- [33] 熊刚. 基于 Android 的智能手机的设计与实现[D]. 武汉理工大学, 2010.
- [34] Gargenta M, Nakamura M. Learning Android: Develop Mobile Apps Using Java and Eclipse[M]. "O'Reilly Media, Inc.", 2014.
- [35] 徐伟. 基于 Android 手机的室内定位技术研究与实现[D]. 华中师范大学, 2014.
- [36] Sanchez D, Quinteiro J M, Hernández-Morera P, et al. Using data mining and fingerprinting extension with device orientation information for WLAN efficient indoor location estimation[C]//*Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, 2012 IEEE 8th International Conference on. IEEE, 2012: 77-83.
- [37] Liao I E, Kao K F. Enhancing the accuracy of WLAN-based location determination systems using predicted orientation information[J]. *Information Sciences*, 2008, 178(4): 1049-1068.
- [38] 姜莉. 基于 WiFi 室内定位关键技术的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2010.
- [39] Kaemarungsi K, Krishnamurthy P. Properties of indoor received signal strength for WLAN location fingerprinting[C]. *Mobile and Ubiquitous Systems: Networking and Services*, 2004. MOBIQUITOUS 2004. The First Annual International Conference on IEEE, 2004: 14-23.
- [40] Jáiva E, Vidal J. First arrival detection for positioning in mobile channels[C]//*Personal, Indoor and Mobile Radio Communications*, 2002. The 13th IEEE International Symposium on. IEEE, 2002, 4: 1540-1544.
- [41] So J, Lee J Y, Yoon C H, et al. An improved location estimation method for wifi fingerprint-based indoor localization[J]. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*, 2013, 7(3): 77-86.
- [42] Xiao T T, Liao X Y, Hu K, et al. Study of fingerprint location algorithm based on WiFi technology for indoor localization[J]. 2014.
- [43] 罗利. 基于 Android 的 WIFI 室内定位技术研究[D]. 西南交通大学, 2014.
- [44] 梁久祯. 无线定位系统[M]. 电子工业出版社, 2013.
- [45] Fang Y, Deng Z, Xue C, et al. Application of an Improved K Nearest Neighbor Algorithm in WiFi Indoor Positioning[C]//*China Satellite Navigation Conference (CSNC) 2015 Proceedings: Volume III*. Springer Berlin Heidelberg, 2015: 517-524.
- [46] Martin E, Vinyals O, Friedland G, et al. Precise indoor localization using smart phones[C]//*Proceedings of the international conference on Multimedia*. ACM, 2010: 787-790.
- [47] Kasantikul K, Xiu C, Yang D, et al. An enhanced technique for indoor navigation system based on WIFI-RSSI[C]//*Ubiquitous and Future Networks (ICUFN)*, 2015 Seventh International Conference on. IEEE, 2015: 513-518.
- [48] Altintas B, Serif T. Indoor location detection with a rss-based short term memory technique (knn-stm)[C]//*Pervasive Computing and Communications Workshops (PERCOM Workshops)*, 2012 IEEE International Conference on. IEEE, 2012: 794-798.
- [49] 刘腾飞. WIFI 网络下的室内定位算法研究[D]. 燕山大学, 2015.
- [50] 吴晓泉. Android 室内矢量地图 SDK 的设计与实现[D]. 北京邮电大学, 2014.
- [51] 王开郁. 基于 SVG 的手机地图系统研究与实现[D]. 海南: 海南大学, 2009.5.
- [52] 罗家宥. 基于位置指纹的 WiFi 室内定位技术与实现[D]. 上海交通大学, 2014.
- [53] 唐顺彪. WiFi 室内定位关键技术研究[D]. 深圳大学, 2015.
- [54] 张晓亮, 赵平, 徐冠青, 林日明. 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,2013,07:44-46.

[55] Honkavirta V, Perala T, Ali-Loytty S, et al. A comparative survey of WLAN location fingerprinting methods[C]. Positioning, Navigation and Communication, WPNC 2009 6th Workshop on IEEE, 2009: 243-251.

附录 1 程序清单

第五章 WiFi 指纹室内定位程序（WiFi indoor localization 文件夹）

njupt.test.wps 包：

NewMap 类：实现新建地图功能，包含新建建筑、新建楼层、导入地图等函数。

Measure 类：实现 WIFI 信号采样功能，包括标记采样点函数，通过 **MyReceiver** 类接收 WiFi 信号指纹，并将坐标位置和 WiFi 信号指纹存入数据库中。

MainActivity 类：实现在线定位功能，首先实现一些界面控件，并且新建 SD 卡相关文件夹，接着调用 **Broadcast Receiver** 组件接收 WiFi 信号进行定位，最后通过新建图形化显示进程和定位线程把定位结果显示在手机界面上。

SuperAcitivity 类：**NewMap**、**Measure**、**MainActivity** 三个 activity 的基类，包括菜单栏的设置、**onStart()**函数和 **onStop()**函数。

DebugActivity 类：显示大致的数据库内容。

DataActivity 类：允许数据修改。

njupt.test.loc 包：

Location 类：实现定位算法功能。

LocationResult 类：显示定位过程的结果。

Njupt.test.db 包：

AccessPoint 类：存储 AP 热点信息

MeasurePoint 类：存储测量点位置信息

Scan 类：存储扫描到的 WiFi 信号信息

附录 2 攻读硕士学位期间撰写的论文

- (1) 蔡敏敏, 基于行人航位推算的室内定位技术综述[J], 微型机与应用, 2015, 13:9-11+16;
- (2) 汤婧、蔡敏敏、王玉峰, 社会网络中盈利机制和业务模型研究[J], 中兴通讯技术, 2014, 01:38-43;

附录 3 攻读硕士学位期间参加的科研项目

(1) 国家自然科学基金，多学科启发的移动社会网络基本理论和关键问题研究（61171092）；

致谢

岁月如梭，韶光易逝，一转眼美好而短暂的研究生生活就要画上句号了。在临近毕业、踏上新的旅程之际，我要借助毕业设计这个机会，向给予我帮助的老师、同学和朋友表示衷心的感谢。

首先我要衷心感谢我的导师——王玉峰老师，论文的完成离不开王老师的耐心指导，从论文选题、资料收集，到论文写作、修改，直至最终定稿，王玉峰老师都提出了很多宝贵意见。感谢王老师在读研期间对我的耐心指导和辛勤栽培。王老师一丝不苟的科研态度、渊博的专业知识、全身心投入的工作热忱、亦师亦友的人格魅力每时每刻都在激励着我们不断前行。再次感谢王老师对我的无私帮助，衷心祝福老师您身体健康、家庭和睦、科研事业蒸蒸日上。

我也要感谢陈家兵、周启才、陈小红等师门同学，感谢他们在我的学习生活中给予的陪伴和帮助，感谢他们给我论文写作提供的无私帮助，认识他们，是我人生的一大幸事。

借此机会，我还要谢谢我的父母，感谢他们养育了我，感谢他们多年来对我学习生活的大力支持，每次在我遇到困难的时候，他们永远是最坚强的后盾。感谢你们，亲爱的父母！

最后，再次感谢在我三年研究生生涯中给予我帮助和关怀的老师、同学和朋友，谢谢你们！