

分类号 P228

密级

UDC

编号 10486

武 汉 大 学
博 士 学 位 论 文

智能终端多传感器室内定位及相应导航
数据库建立和更新方法研究

研 究 生 姓 名：张 鹏

指导教师姓名、职称：刘经南 教授

赵齐乐 教授

牛小骥 教授

专 业 名 称：大地测量学与测量工程

研 究 方 向：GNSS/INS 组合导航及其应用

二〇一六年四月三十日

The construction and updating of Multi-sensors based indoor navigation database

Zhang Peng

Supervised by

Prof. Jingnan Liu

Prof. Qile Zhao

Prof. Xiaoji Niu

GNSS Research Center

Wuhan University

May 30, 2016

论文原创性声明

本人郑重声明：所提交的学位论文，是本人在导师指导下，独立进行研究工作所取得的研究成果。除文中已经标明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者（签名）：

年 月 日

博士生自认为的论文创新点

(1) 在实现了基于手机内置惯性传感器的航迹推算、基于 WiFi 的指纹识别、基于 BLE 的三角定位、以及基于磁强计的室内磁场匹配的基础上, 提出了 WiFi/BLE/PDR/MM 组合的多源融合定位技术。充分利用各种定位源的互补性, 利用多层质量控制, 通过融合提高系统的定位的精度、可用度和可靠性。

(2) 提出了一种适用于室内行人导航数据库建立的双向滤波平滑算法。该算法能够克服传统 RTS 反向平滑算法在行人导航应用时模型不准确情况下状态误差方差矩阵 (P 阵) 过小难以发挥反向滤波效果的问题, 得到大幅优于单向滤波的导航结果, 为后续众包数据库生成提供了条件。

(3) 提出了一种基于现有锚点和自主行人导航数据的众包数据库生成方法, 使用大众用户的日常手机数据, 生成可靠的室内导航数据库。提出了室内导航锚点的概念: 一方面, 可以使用用户进出建筑情况下室外的 GNSS 位置作为锚点; 另一方面, 可以在室内存在 BLE 等可靠路标的情况下, 使用路标点作为锚点。

(4) 分析了影响众包数据库质量的因素, 如运动模式、传感器零偏、导航时间, 并相应地给出了降低其影响的解决方案, 如模式识别、零偏实时标定、双向滤波等。

(5) 提出了一种量化评估日常行人导航数据质量的框架模型。通过该模型, 可以由程序自动算出各条导航轨迹的可靠性, 并挑选出可靠的数据, 生成众包数据库。实现了不需要任何人工干预的导航轨迹量化评估, 为大数据背景下室内导航数据库的众包生成和更新提供了一定基础。

各创新点之间的关系: (1) 为多传感器组合导航算法, 一方面是室内定位产品的最终实现形式, 另一方面可靠的导航解也与可靠的导航数据库相辅相成。

(2) - (5) 共同构成了可靠的众包数据库。其中 (2) 为 (3) 提供了对锚点间的轨迹平滑提供了算法基础; (4) 中对各误差因素的分析为 (5) 中的模型设定提供了依据; 而 (5) 则为挑选出可靠的数据进行 (3) 中算法运算提供了理论支持。

本文首次针对众包数据库的可靠性进行了系统研究, 并提出了量化评估框架。到作者编写博士论文时为止, 尚未发现有系统论证行人导航数据库生成和可靠性的论文。但是事实上, 制约当前室内定位导航推广的一个重要问题就是导航结果和数据库的可靠性。尤其是在当前大数据背景下, 并不缺少数据, 而是缺少挑出有效用户数据的准则, 以在不需要人工干预的情况下, 获取可靠的数据库。因此, 上述创新点有重要的理论和实际意义。

目录

摘要	I
ABSTRACT	III
第 1 章 引言	1
1.1 背景和问题阐述	1
1.2 现有行人导航技术	4
1.2.1 无线定位技术	4
1.2.2 传感器定位技术	4
1.2.3 匹配定位技术	5
1.2.4 组合定位技术	6
1.3 现有室内导航数据库建立更新方法	7
1.3.1 数据库建立方法	7
1.3.2 数据库众包更新方法	8
1.4 论文贡献	8
1.5 论文大纲	10
第 2 章 导航基础	11
2.1 坐标系统	11
2.2 姿态系统	12
2.2.1 欧拉角	12
2.2.2 旋转矢量	12
2.2 传感器误差	13
2.2.1 系统误差	13
2.2.2 随机误差	15
2.3 误差建模	15
2.3.1 随机常数	15
2.3.2 随机游走	16
2.3.3 马尔可夫过程	16
2.4 定位技术基础	17
2.4.1 Wi-Fi 指纹匹配	17
2.4.2 INS 方法	19
2.4.3 磁场匹配	20
2.5 估计方法	21
2.5.1 最小二乘	21
2.5.2 卡尔曼滤波	23
第 3 章 基于多传感器的组合导航算法	26
3.1 基于 MEMS 传感器的 DR 方法	26
3.1.1 基于 INS 的姿态确定	26
3.1.2 基于 PDR 的位置推算	29
3.2 无线定位方法	32
3.2.1 基于 WIFI 的指纹识别算法	32

3.2.2 基于 BLE 的三角定位算法.....	34
3.3 室内磁场匹配	37
3.4 组合导航算法	39
3.5 小结	41
第 4 章 基于 PDR 的导航数据库快速建立方法	42
4.1 利用室内地图的数据库建立方法	42
4.1.1 室内导航数据库建立	42
4.1.2 无线热点定位和传播模型确定	43
4.2 不依赖地图的数据库建立方法	45
4.2.1 基于反向数据的平滑	45
4.2.2 平滑后处理	48
4.3 小结	49
第 5 章 基于多传感器组合的导航数据库众包更新及其定量化质量评估	49
5.1 众包数据库质量影响因素	49
5.1.1 行人运动模式	50
5.1.2 传感器零偏	57
5.1.3 室内导航时间	58
5.1.4 众包数据质量评估总体框架	60
5.2 各误差源控制	61
5.2.1 运动模式识别	61
5.2.2 零偏标定	65
5.3 小结	66
第 6 章 实验及讨论	67
6.1 多传感器组合导航	67
6.2 数据库快速建立	88
6.2.1 利用地图的数据库快速建立方法	88
6.2.2 不依赖地图的数据库快速建立方法	92
6.3 降低数据库众包更新误差方法	109
6.3.1 模式识别	109
6.3.2 姿态滤波器	110
6.3.3 陀螺零偏标定	115
6.3.4 双向滤波	118
6.4 众包数据库更新质量评估模型	120
6.5 小结	131
第 7 章 结论和展望	132
7.1 结论	132
7.2 未来工作	133
攻博期间主要研究成果.....	134
参考文献.....	137

摘要

随着智能生活的到来，移动智能终端的普及带动了位置服务市场的兴起，在大数据背景下凸显了泛在测绘的重要性。泛在测绘是指用户在任何地点、任何时间为认知环境与人的关系而创建和使用地理信息或地图的活动，强调人、环境等信息的自然特性和社会关联。同时，泛在测绘强调了用户位置在时间和空间上的泛在性，因此室内定位是泛在测绘的重要组成部分。室外的位置服务经过几十年的发展，全球卫星导航定位系统（GNSS）已经能够基本满足应用需求，而室内定位仍然没有得到有效解决。针对目前的消费类应用现状，本文提出了一种结合 WiFi、蓝牙（BLE）、陀螺仪、加速度计、磁强计多种信息的组合导航方法。

目前大多数消费类室内定位技术如 WiFi 指纹定位、磁场匹配定位都依赖于导航数据库。导航数据库的质量直接决定了定位的精度和可靠性，以 WiFi 指纹定位为例，为了保证数据库的质量，传统的指纹采集方法需要测绘人员花费大量时间建立数据库而且需要定期重复这一过程以更新维护数据库，这是限制 WiFi 推广的主要原因。在大数据的背景下，采用众包方法更新导航数据库是未来发展的趋势。而利用众包方法自动更新数据库，需要从海量的用户数据中挑选出准确的用户轨迹，本文提出了一种评估行人导航数据质量的模型为数据自动筛选提供了一个准则。具体的创新点如下：

（1）在实现了基于手机内置惯性传感器的航迹推算、基于 WiFi 的指纹识别、基于 BLE 的三角定位、以及基于磁强计的室内磁场匹配的基础上，提出了 WiFi/BLE/PDR/MM 组合的多源融合定位技术。充分利用各种定位源的互补性，利用多层质量控制，通过融合提高系统的定位的精度、可用度和可靠性。

（2）提出了一种适用于室内行人导航数据库建立的双向滤波平滑算法。该算法能够克服传统 RTS 反向平滑算法在行人导航应用时模型不准确情况下 P 阵过小难以发挥反向滤波效果的问题，得到大幅优于单向滤波的导航结果，为后续众包数据库生成提供了条件。

（3）提出了一种基于锚点和自主行人导航数据的众包数据库生成方法，使用大众用户的日常手机数据，生成可靠的室内导航数据库。提出了室内导航锚点的概念：一方面，可以使用用户进出建筑情况下室外的 GNSS 位置作为锚点；另一方面，可以在室内存在 BLE 等可靠路标的情况下，使用路标点作为锚点。

(4) 分析了影响众包数据库质量的因素，如运动模式、传感器零偏、导航时间，并相应地给出了降低其影响的解决方案，如模式识别、零偏实时标定、双向滤波等。

(5) 提出了一种量化评估日常行人导航数据质量的框架模型。通过该模型，可以由程序自动算出各条导航轨迹的可靠性，并挑选出可靠的数据，生成众包数据库。本文实现了不需要任何人工干预的导航轨迹量化评估，为大数据背景下室内导航数据库的众包生成和更新提供了一种评估框架。

关键词：室内定位；导航数据库；MEMS 传感器；WiFi 定位；BLE；磁场匹配

Abstract

With the coming of smart life, the popularity of mobile intelligent terminal has driven the rise of location-based services market. Meanwhile, the background of big data highlights the importance of ubiquitous mapping. The ubiquitous mapping means the creation and use of geographic information or map for the relationship between the environment and human cognitive activities. It emphasizes the natural characteristics of information to the people, the environment and social relevance. As the ubiquitous mapping emphasizes the ubiquitous nature of time and space, indoor positioning is an important part of ubiquitous mapping. Outdoor Location based services (LBS) have been developed for decades, and the Global Navigation Satellite Systems (GNSS) nowadays is able to basically meet the application requirements. However, indoor positioning has not been effectively resolved. For the current status of consumer applications, this paper presented a navigation algorithm which combines the sensors information of WiFi, Bluetooth Low Energy (BLE), gyroscope, accelerometer and magnetometer.

So far the majority of consumer-grade indoor positioning techniques (WiFi fingerprinting, magnetic matching etc.) are based on navigation databases. The quality of the navigation database directly determines the positioning accuracy and reliability. Take the case of WiFi fingerprint positioning, in order to ensure the quality of the database the surveyors need to spend a lot of time to build the database and have to repeat this process to update it, which is the main limitation of the generalization of this method. Therefore, the crowdsourcing based database updating method is the trend of development. To achieve the automatic updates of the navigation database, accurate trajectories are needed to be chosen from the massive user data. This paper proposes a quality evaluation model of the pedestrian navigation data which provides the rules of data filtering. The main novation points list below:

- (1) It provides a WiFi/BLE/Pedestrian Dead Reckoning (PDR)/Magnetic Matching (MM) integration indoor positioning method, which makes full use of each technique and uses the multiple quality control mechanisms to improve the accuracy, availability and robustness of the indoor positioning system.
- (2) The proposed smoothing algorithm combining the forward and backward PDR navigation solutions.
- (3) It presents an anchor points and PDR solutions based navigation database updating method, which adopts the daily data of the users to generate indoor navigation database.
- (4) It analyses the main factors that influence the quality of the crowdsourced navigation database: motion mode, navigation time and sensor bias. Also, it provides the corresponding solutions to reduce the impacts.
- (5) It introduces an quality evaluation model of the pedestrian navigation data. Based on this model the program can choose the desired trajectory automatically.

Keywords: Indoor positioning; Navigation database; MEMS sensors; WiFi; BLE; Magnetic matching

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

文中图片清单

图 1-1 不同室内定位应用的精度需求	2
图 1-2 论文结构	10
图 2-1 传感器零偏	13
图 2-2 比例因子误差	14
图 2-3 传感器交轴耦合	14
图 2-4 传感器零偏漂移	15
图 2-5 WiFi 指纹定位流程图	17
图 3-1 脚步探测结果	31
图 3-2 置信椭圆	33
图 3-3 组合导航算法结构	39
图 4-1 导航数据库	42
图 5-1 手持端平动态下的典型陀螺和加速度计信号	50
图 5-2 打电话动态下的典型陀螺和加速度计信号	51
图 5-3 打电话动态下的典型陀螺和加速度计信号	51
图 5-4 口袋模式下的典型陀螺和加速度计信号	52
图 5-5 手持端平模式下实验的水平姿态角和航向角结果	53
图 5-6 手持端平模式下实验的水平姿态角和航向角结果	53
图 5-7 打电话模式下实验的水平姿态角和航向角结果	54
图 5-8 打电话模式下实验的 PDR 结果	54
图 5-9 随手摆动模式下实验的水平姿态角和航向角结果	55
图 5-10 随手摆动模式下实验的 PDR 结果	55
图 5-11 口袋模式下实验的水平姿态角和航向角结果	56
图 5-12 口袋模式下实验的 PDR 结果	56
图 5-13 两只陀螺零偏不同的手机在手持端平下的 PDR 结果	58
图 5-14 基于手机内置传感器的导航结果及参考真值	59
图 5-15 基于手机内置传感器的导航误差	59
图 5-16 运动模式识别流程	62
图 6-1 多传感器组合导航试验区域	68
图 6-2 试验区域 BLE 布设	68
图 6-3 生成 WiFi 和磁场数据库的轨迹	69
图 6-4 测试区域 WiFi 数据库信号分布	70
图 6-5. 测试区域磁场数据库信号分布	70
图 6-6. 多传感器组合导航测试轨迹	70
图 6-7 第 1 组实验代表性陀螺和加速度计输出	71
图 6-8 DR 定位结果（手持端平，不同颜色代表不同圈的结果）	72
图 6-9 DR 定位误差（手持端平，红色虚线代表结果的 RMS）	72
图 6-10. WiFi 指纹识别定位结果（手持端平）	73
图 6-11 WiFi 指纹识别定位误差（手持端平）	73
图 6-12 磁场匹配定位结果（手持端平）	74
图 6-13 磁场匹配定位误差（手持端平）	74
图 6-14. BLE 定位结果（手持端平）	75
图 6-15. BLE 定位误差（手持端平）	75

图 6-16. DR+WiFi 组合定位结果 (手持端平)	76
图 6-17. DR+WiFi 组合定位误差 (手持端平)	76
图 6-18. DR+WiFi+磁场组合定位结果 (手持端平)	77
图 6-19. DR+WiFi+磁场组合定位误差 (手持端平)	77
图 6-20. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位结果 (手持端平)	78
图 6-21. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位误差 (手持端平)	78
图 6-22. 第 2 组实验代表性陀螺和加速度计输出	80
图 6-23. DR 定位结果 (多种模式, 不同颜色代表不同运动模式的结果)	80
图 6-24. DR 定位误差 (多种模式)	80
图 6-25. WiFi 指纹识别定位结果 (多种模式)	81
图 6-26. WiFi 指纹识别定位误差 (多种模式)	81
图 6-27. 磁场匹配定位结果 (多种模式)	82
图 6-28. 磁场匹配定位误差 (多种模式)	82
图 6-29. BLE 定位结果 (多种模式)	83
图 6-30. BLE 定位误差 (多种模式)	83
图 6-31 DR+WiFi 组合定位结果 (多种模式)	84
图 6-32. DR+WiFi 组合定位误差 (多种模式)	84
图 6-33. DR+WiFi+磁场组合定位结果 (多种模式)	85
图 6-34. DR+WiFi+磁场组合定位误差 (多种模式)	85
图 6-35. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位结果 (多种模式)	86
图 6-36. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位误差 (多种模式)	86
图 6-37. 两组实验中各方案位置误差的 RMS 值(大于 10 米的部分没有显示)	87
图 6-38. 连续采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置	89
图 6-39. 逐点采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置	90
图 6-40. 使用连续采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果	90
图 6-41. 使用逐点采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果	90
图 6-42. 使用连续采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差	91
图 6-43. 使用逐点采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差	91
图 6-44. 使用两种数据库进行 WiFi 指纹识别的定位误差的 RMS 值	92
图 6-45. 数据库轨迹 1 对应的正、反向滤波以及平滑结果	93
图 6-46. 数据库轨迹 2 对应的正、反向滤波以及平滑结果	94
图 6-47. 数据库轨迹 3 对应的正、反向滤波以及平滑结果	94
图 6-48. 数据库轨迹 4 对应的正、反向滤波以及平滑结果	95
图 6-49. 连续采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置	95
图 6-50. 数据库轨迹 1 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差	96
图 6-51. 数据库轨迹 3 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差	97
图 6-52. 数据库轨迹 4 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差	98
图 6-53. 使用众包采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果	99
图 6-54. 使用地图辅助采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果	99
图 6-55. 使用众包采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差	100
图 6-56. 使用地图辅助采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差	100

图 6-57. 使用众包和地图辅助采集方法的 WiFi 指纹识别定位误差.....	101
图 6-58. 使用众包和地图辅助采集方法的 WiFi 指纹识别定位误差的 CDF 曲线.....	101
图 6-59 B 大楼实验环境	102
图 6-60 B 大楼数据库建立轨迹	103
图 6-61. 建筑 B 内数据库轨迹对应的正、反向滤波以及平滑结果	103
图 6-62. 建筑 B 内数据库轨迹对应的正、反向滤波以及平滑结果位置误差	104
图 6-63. 利用平滑方法建立的数据库	105
图 6-64. 利用地图辅助 PDR 方法建立的数据库	105
图 6-65 参考数据库中的 WiFi 信号分布	106
图 6-66. 使用众包方法建立的数据库的定位结果	106
图 6-67. 使用地图辅助 PDR 方法建立的数据库的定位结果	107
图 6-68. 使用众包数据库 WiFi 定位结果	107
图 6-69. 使用地图匹配数据库 WiFi 定位结果	108
图 6-70. 手机运动模式识别结果示例	109
图 6-71. 手持端平模式下实验的水平姿态角和航向角结果（使用姿态卡尔曼滤波）	111
图 6-72. 手持端平模式下实验的 PDR 结果（使用姿态卡尔曼滤波）	111
图 6-73. 打电话模式下实验的水平姿态角和航向角结果（使用姿态卡尔曼滤波）	112
图 6-74. 打电话模式下实验的 PDR 结果（使用姿态卡尔曼滤波）	112
图 6-75. 随手摆动模式下实验的水平姿态角和航向角结果（使用姿态卡尔曼滤波）	113
图 6-76. 随手摆动模式下实验的 PDR 结果（使用姿态卡尔曼滤波）	113
图 6-77. 口袋模式下实验的水平姿态角和航向角结果（使用姿态卡尔曼滤波）	114
图 6-78. 口袋模式下实验的 PDR 结果（使用姿态卡尔曼滤波）	114
图 6-79. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（手持端平）	115
图 6-80. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（打电话）	116
图 6-81. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（随手摆动）	116
图 6-82. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（口袋模式）	117
图 6-83. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的航向误差的 RMS 值	117
图 6-84. 基于首尾锚点和双向滤波平滑的导航解生成方式示意图	119
图 6-85. 前向滤波结果和双向滤波平滑结果位置误差 RMS 值	119
图 6-86. 商场环境	121
图 6-87. 商场室内地图以及 BLE 安放点位置	121
图 6-88. 众包数据库更新实验数据综合得分排序	122
图 6-89. 众包数据库更新实验数据运动模式单项得分	122
图 6-90. 众包数据库更新实验数据陀螺零偏单项得分	123
图 6-91. 众包数据库更新实验数据导航时间单项得分	123

图 6-92. 入选众包轨迹 1 的平滑结果	124
图 6-93. 入选众包轨迹 2 的平滑结果	124
图 6-94. 入选众包轨迹 3 的平滑结果	125
图 6-95. 入选众包轨迹 4 的平滑结果	125
图 6-96. 入选众包轨迹 5 的平滑结果	126
图 6-97. 入选众包轨迹 6 的平滑结果	126
图 6-98. 入选众包轨迹 7 的平滑结果	127
图 6-99. 入选众包轨迹 8 的平滑结果	127
图 6-100. 使用挑选出的众包数据生成的数据库	128
图 6-101. 使用地图辅助方法生成的数据库	128
图 6-102. 测试轨迹 1 使用众包数据库的指纹识别结果	129
图 6-103. 测试轨迹 1 使用参考数据库的指纹识别结果	129
图 6-104. 测试轨迹 2 使用众包数据库的指纹识别结果	130
图 6-105. 测试轨迹 2 使用参考数据库的指纹识别结果	130
图 6-106 两种数据库的 WiFi 指纹定位结果中位置误差的 RMS 值.....	131

文中表格清单

表格 1-1 各定位技术手段优缺点	3
表格 6-1 本文所用手机内置惯性传感器性能	67
表格 6-2. 两组实验中各方案位置误差的统计值	87
表格 6-3. 各轨迹正向滤波和平滑结果的统计值	98
表格 6-4. 手机运动模式识别结果统计值	110

文中缩写词含义及全称

缩写词	含义及全称
AHRS	航向姿态参考系统, Attitude Heading Reference System
AP	热点, Access Point
BLE	低功耗蓝牙, Bluetooth Low Energy
CDF	累积分布函数, Cumulative Distribution Function
COR	互相关, Cross-correlation
DR	航迹推算, Dead Reckoning
DTW	动态时间规整, Dynamic Time Warping
EKF	扩展卡尔曼滤波, Extended Kalman Filter
GNSS	全球导航卫星系统, Global Navigation Satellite Systems
ICCP	迭代就近轮廓点, Iterative Closest Contour Point
ICP	迭代就近点, Iterated Closest Point
INS	惯性导航系统, Inertial Navigation System
KF	卡尔曼滤波, Kalman Filter
KNN	K-最临近, K-Nearest Neighbour
LBS	位置服务, Location Based Services
LED	发光二极管, Light-Emitting Diode
LMF	环境磁场, Local Magnetic Field
LDPL	对数路径损耗, Log Distance Path Loss
LOS	通视条件, Line Of Sight
LS	最小二乘, Least Squares
MAD	平均绝对偏差, Mean Absolute Difference
MD-DTW	多维动态时间规整, Multi-Dimensional Dynamic Time Warping
MEMS	微机电系统, Micro-Electromechanical Systems
MSRE	均方根误差, Mean Square Root Error
MM	磁场匹配, Magnetic Matching
MSD	平均偏差平方和, Mean Square Difference
NHC	非完整性约束, Non-Holonomic Constraints
PDR	行人航迹推算, Pedestrian Dead Reckoning
RF	射频, Radio Frequency

RFID	射频识别, Radio Frequency Identification
RMS	均方根, Root Mean Square
RP	参考点, Reference Point
RTS	容积平滑器, Rauch Tung Striebel
RSS	接收信号强度, Received Signal Strength
SLAM	同步定位测图, Simultaneous Localization and Mapping
STFT	短时傅立叶变换, Short Time Fourier Transform
TERCOM	地形匹配制导, Terrain Contour Matching
UWB	超宽带技术, Ultra Wideband Beacons
WiFi	无线保真, Wireless Fidelity
WLAN	无线局域网, Wireless Local Area Networks
ZARU	静态航向锁定, Zero Angular Rate Update
ZUPT	零速修正, Zero Velocity Update

第1章 引言

1.1 背景和问题阐述

随着智能生活的到来，移动智能终端的普及带动了位置服务市场的兴起 (Ficco et al., 2010)。而在大数据背景下，位置服务又有了新的内涵，泛在测绘的概念应运而生。根据文献(刘经南, 2014)的定义，泛在测绘 (ubiquitous mapping) 是指用户在任何地点、任何时间为认知环境与人的关系而创建和使用地理信息或地图的活动。强调人、环境等信息的自然特性和社会关联。测绘手段是“泛在”采集，利用智能设备，每个人都是位置数据提供者，也是位置服务的受众。人们大部分时间都是在室内度过，而且在大型室内场所人方向感差，所以对于室内定位有着天然的需求。泛在测绘强调了用户位置在时间和空间上的泛在性，因此室内定位是泛在测绘的重要组成部分。但另一方面，室外的位置服务经过几十年的发展，全球卫星导航定位系统 (GNSS) 已经能够基本满足应用需求，而室内定位仍然没有得到有效解决。

近年来随着 O2O 市场的兴起，室内定位技术的商业价值日益凸显，国内外科技巨头纷纷涉足这一领域。2013 年 3 月，苹果公司以 2000 万美元的价格收购了 WiFi 定位的初创公司 WiFiSlam；2014 年 7 月，美国传感器和体感技术公司 InvenSense 以 3600 万美元收购了加拿大基于 MEMS 传感器的定位方案提供商 Trusted Positioning；2014 年 9 月，百度以 1000 万美元的价格收购了芬兰 IndoorAltas 公司 20% 的股份，而后者的核心技术是依靠室内磁场异常匹配来增强室内定位性能。2015 年 8 月，腾讯投资英国室内定位公司 Sensewhere，计划将室内定位服务和旗下应用结合。

如图 1 所示，大众应用对于室内定位的精度需求从 1m 到 100m 不等，而根据 Dodge (Dodge, 2013) 的定义，在消费类室内定位领域，1-5m 为高精度，6-10m 为中等精度，11m 以上属于低精度。

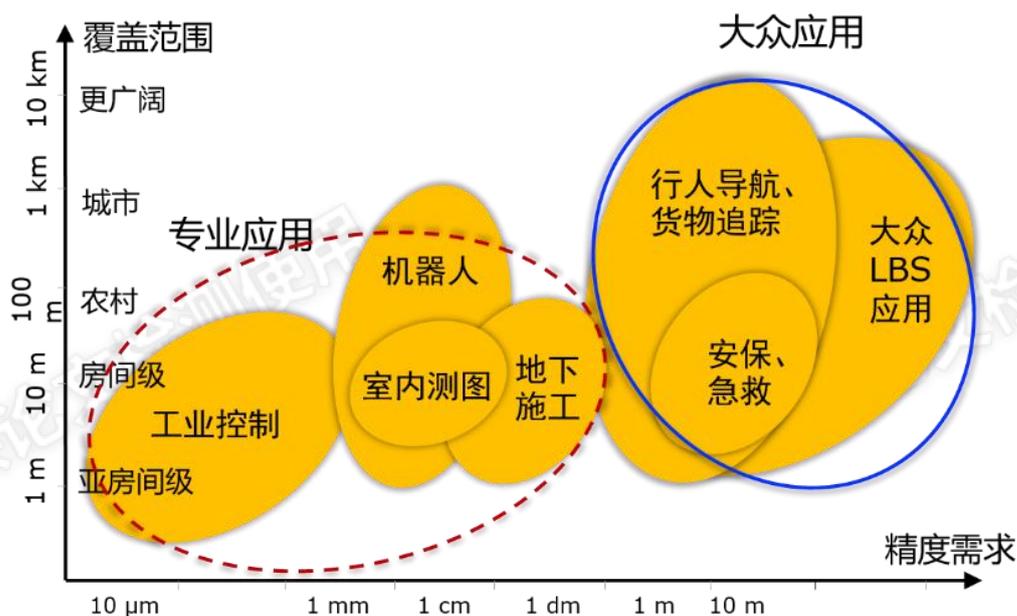


图 1-1 不同室内定位应用的精度需求

目前大多数消费类室内定位方案采用 WIFI 技术，主要原因有两点：1、用指纹匹配的方法 WIFI 定位可以达到 3-5m 的精度，可以满足消费类应用对于精度的要求；2、WIFI 热点（路由器）作为一种基础设施已经得到广泛应用，而大多数智能设备都装有 WIFI 芯片。

WIFI 指纹定位包括训练阶段和定位阶段，所谓训练阶段即建立 WIFI 信号强度的指纹数据库。WIFI 指纹数据库的质量直接决定了定位的精度和可靠性，为了保证数据库的质量，传统的指纹采集方法需要测绘人员花费大量时间建立数据库而且需要定期重复这一过程以更新维护数据库，这是限制 WIFI 推广的主要原因。在大数据的背景下，采用众包方法更新导航数据库是未来发展的趋势(Radu and Marina, 2013)。简单的来讲，众包是指公司或者其他组织将原本由专门人员完成的工作通过网络外包给大众。根据文献(Estellés-Arolas and González-Ladrón-de-Guevara, 2012)的定义，这些拥有不同教育背景、不同特性的参与者通过灵活的形式来完成工作，这是一项双赢的活动：运营商通过众包方降低了成本，参与者也获得了一定的满足（用户体验、金钱、自我认同等）。具体到导航领域，当用户在使用导航产品时把用户数据提供给软件开发商，开发商将会得到海量的数据，如果能有效利用这些数据，导航数据库的更新问题将会得到有效解决。

室内定位有很多技术手段，可以满足不同的应用需求。不同的技术手段都有自己的优点和缺点：

表格 1-1 各定位技术手段优缺点

技术	优点	缺点
WiFi	作为基础设施在公共场所大量布设，推广成本低；使用指纹匹配方法可以达到 3-5m 精度	信号不稳定，易受环境影响，发生衰减；需要定期更新维护数据库费时费力
BLE	单个成本低廉，功耗低，容易布设；通过密集布设能够达到 2-3m 精度	大范围布设需要大量 BLE 节点，管理不便。
UWB	能达到亚米级定位精度	成本高；需要专门的接收端；穿墙能力有限
RFID	硬件成本低；功耗低	需要专门的接收端
Zigbee	单个成本低廉，功耗低，容易布设；通过密集布设能够达到较高精度	需要专门的接收端
红外	定位精度高	成本高；需要专门的接收端
伪卫星	在 LOS 条件下精度较高	成本高；需要专门的接收端；多路径效应严重
LED	成本低；合理布设下能达到米级精度	耗电量大；限制用户使用方式（摄像头朝向灯光）
影像匹配	精度高；可获取丰富环境信息	运算量大，功耗大；依赖外部环境
磁场匹配	无需布设；局部能达到较高精度	严重依赖环境；易出现误匹配
惯性器件	无需布设；自主性强	发散迅速；定位精度依赖于用户使用情况

因此使用单一的技术手段难以解决室内定位的难题，目前消费类室内定位的发展趋势是利用多种技术手段相融合发挥各自优势以期达到良好的定位效果。在现有消费类电子产品中常用来定位的传感器除了 WIFI 还包括 BLE、陀螺仪、加速度计、磁强计等，本章第二节将会对这些定位手段进行综述。如何利用这些传感器得到更加精确可靠的定位结果，不仅对提高导航体验至关重要，同时也是导航数据库建立和更新的关键。

本研究针对目前室内定位以及导航数据库建立和更新的问题，希望能够实现以下改进：

- 1、实现基于 PDR 的导航数据库（WIFI、BLE、地磁等）快速建立方法；

- 2、实现基于 MEMS 惯性传感器、WIFI、BLE、地磁的组合导航方法；
- 3、实现 MEMS 传感器的导航库众包建立；
- 4、提出针对导航数据库众包更新的数据质量评估准则。

1.2 现有行人导航技术

1.2.1 无线定位技术

作为应用最广的室内定位技术，无线定位技术手段多样，包括：RFID 定位技术、WiFi 定位技术、BLE (BLE) 技术、超宽带 (UWB) 定位技术、Zigbee 技术等，应用在不同领域。

由于公共场合大多已经有 WiFi 热点布设，且目前消费产品中已有 WiFi 接收芯片，因此，WiFi 定位得到了广泛关注。目前室内或市中心 WiFi 定位的典型精度为 10~20 米 (99.8% 可用) (Skyhook, 2014)。常用的无线定位方法包括指纹识别 (Panyov et al., 2014)，交会定位 (Uri Schatzberg, 2014)，以及二者的结合 (Cheng, 2005)。限制 WiFi 定位推广的因素主要有以下几点：1) 作为一种绝对定位技术，WiFi 定位的性能取决于 WiFi 信号的可用性和几何分布 (Cheng et al., 2013)；2) WiFi 信号强度不稳定，在室内容易受到干扰 (Torres-Solis et al., 2010)、衰减 (Torres-Solis et al., 2010) 及多路径效应 (Bose and Foh, 2007) 的影响。此外，消费类产品中 WiFi 更新率低 (如三星手机约为 0.3 Hz)，因此难以通过平均、滤波等手段提高信号质量；3) 不同设备中 WiFi 接收芯片性能的差异，也将造成定位误差 (Laoudias et al., 2013)。这些因素将导致 WiFi 结果的不稳定性，容易出现“误匹配”或“误定位”，造成巨大 (可能达到数十米) 的定位误差。此外，数据库需要频繁的更新和维护也是限制 WiFi 推广使用的一个重要因素 (Fallah et al., 2013)。

1.2.2 传感器定位技术

近年来随着微机电系统 MEMS 技术的发展而产生的 MEMS 传感器 (如陀螺、加速度计、磁强计) 具有成本低 (大批量时)、尺寸小、重量轻、功耗低、可靠性高等优点 (Shaeffer, 2013)，使其广泛应用于消费类电子产品中。行人航迹推算 (PDR) 技术可利用陀螺和加速度计的信息能够不断推算用户的位置其最大优势在于其自主性，即不依赖于任何外部设备的布设，因此也不易受到环境干扰 (Ndjeng et al., 2011)。但是，PDR 技术的缺点在于其只能提供短期的高精度，而

长期的导航精度因为传感器误差的存在和导航计算中的积分算法，而迅速降低(Titterton and Weston, 2004)。虽然使用加速度计可以计算出设备的水平姿态角(即俯仰、横滚角)并加以补偿，但航向姿态角在没有其他信息约束时是不可观的(Akeila et al., 2014)，因而会迅速增加并造成位置误差。使用磁强计可以通过感应地磁场，来确定设备的航向(Zhang et al., 2013)。但是，在室内环境下，环境磁场受到人工设施的干扰而不再是地磁场(Gozick et al., 2011)。因此，即便磁强计测得精确的磁北航向，也难以得出可靠的真北航向。室内磁场异常是使用磁强计测航向和行人导航面临的一个大问题。

1.2.3 匹配定位技术

匹配技术种类多样，例如使用室内地图的墙壁信息来约束导航结果(Klepal and Beauregard, 2008)，使用路标来提供定点位置更新(Dawadee et al., 2013, Riseman et al., 2013)，利用照片和楼层数据库匹配定位(Turcot and Lowe, 2009)，利用用户活动如上下楼梯或转弯等来提供路标修正(S. Jeon, 2014)，磁场匹配(Xie et al., 2014, Subbu et al., 2013)，光匹配(Jiménez et al., 2013)等。尽管匹配技术最终可以提供较高的导航精度，但多依赖于其他技术的配合。以磁场匹配为例，研究者们也已经利用了室内的磁场异常，并将其作为一种指纹或者路标来用于定位。磁场匹配定位的前提条件是室内磁场在时间上稳定，并在空间上存在差异性。考虑到磁场指纹只有最多三个维度，一般采用连续匹配的方法，即将一段时间的连续导航信息(即测量轨迹)都存下来，然后与数据库中的一系列连续已知点(即候选轨迹)进行比较，寻找匹配程度最高的点(Gozick et al., 2011)。尽管批量匹配的方法已经用于室外高精度地形(Golden, 1980)，重力(Yan and Cui, 2007)，以及地磁地形匹配导航(Liu et al., 2007)，且有相对成熟的定位算法，如TERCOM(Golden, 1980)、ICCP(Yan and Cui, 2007)等，但用于室内行人导航中很有挑战性。为了保证匹配的准确性，需要确保测量轨迹与候选轨迹的长度相同。所以，高精度自主导航系统中装备有一台高等级的惯性导航系统(INS)，并使用约束条件(如非完整性约束(NHC)(Yu et al., 2012)、零速修正(ZUPT)(Bloch et al., 2005)等)来提供高精度的位移测量。但是消费电子产品中的惯性传感器误差大，无法提供精确的位移测量；且行人动态复杂，难以挖掘出有效的约束信息(除非将设备固定，如安装在脚上或腰上)。因此，当前室内磁场匹配技术、或惯性辅助的磁场匹配技术存在一定的误匹配率。一旦误匹配，导航误差可能达到数十米甚至更多，极大地影响用户体验。

1.2.4 组合定位技术

由于目前室内定位技术都有各自优势以及局限性(Khaleghi et al., 2013), 因此许多研究人员尝试将多种定位技术组合发挥各自优势, 来提高室内行人导航的性能, 如(S. Jeon, 2014, Kannan et al., 2013, Morrison et al., 2012, Rantakokko et al., 2011, Chen et al., 2011, Monteserin, 2014, Grejner-Brzezinska et al., 2012, Leppäkoski et al., 2013, Colombo et al., 2014), 相关的公司包括(TrustedPositioning, 2014, Wefi, 2014, infsoft, 2014, SenionLab, 2014, Wifarer, 2014, Meridian, 2014)等。一些研究致力于充分挖掘惯性传感器和磁强计的优势, 例如文献(Ladetto et al., 2001)利用陀螺提供的航向来探测严重的磁干扰, 以提高磁强计航向的可靠性; 文献(Li et al., 2015b)利用准静态下磁强计测量信息来标定陀螺。这些方法能有效提高室内磁强计使用的可靠性, 但是仍受制于航迹推算的固有问题: 导航误差的累积。为了提供长期的室内行人导航精度, 目前最常见的是用 WiFi 和 MEMS 传感器进行组合。常见的组合导航估计手段包括卡尔曼滤波、粒子滤波(Evennou and Marx, 2006)等。大多数文献采用松组合(Tian et al., 2015)的方式对 WiFi 和 MEMS 传感器的数据进行融合, 也有少数文献时候用紧组合(Ruiz et al., 2012)的方式来组合无线信号强度和惯性传感器信息。与基于 WiFi 和 MEMS 传感器的导航相比, 磁场匹配起步较晚, 且多集中于磁场匹配自身或者与 PDR 的结合(Li et al., 2012)。文献(Ezani et al., 2014)和(Shu et al.)从不同出发点使用 WiFi 和磁场匹配组合进行室内定位。其中前者使用一种从区域到点, 即从 WiFi 粗定位到磁场匹配精定位的定位方式来定位, 后者使用一个双向滤波来融合 WiFi 和磁场数据。此外, 文献(Pritt, 2014)提出了另一种组合方式, 即将磁场强度和磁倾角作为虚拟的 WiFi 热点加入 WiFi 指纹中, 并比较了该方式和从区域到点的组合方式的性能。同时使用 PDR, WiFi 和磁场匹配的研究目前则相对较少, 其中文献(Ban et al., 2015)和(Mirowski et al., 2013)代表了最新的研究成果。前者使用卡尔曼滤波来融合来自不同传感器的数据, 后者则综合所有数据进行同步定位和测图(SLAM)。对于 SLAM 方法来说, 繁重的计算量仍是无法解决的问题, 因此尚难以用在消费类电子产品(Zhuang et al., 2015)。就目前而言, 绝大多数室内定位应用还是集中在基于 WiFi 的定位技术, 因为 WiFi 定位自微软开发 RADAR 系统(Bahl and Padmanabhan, 2000)以来, 已经有 15 年的发展了。相比之下, 基于 MEMS 传感器的定位技术则在苹果公司于 2010 年发布 iPhone4 首次将陀螺用于手机后, 才引起重视; 室内磁场匹配更是在近年才成为研究的热点。本研究针对移动 LBS 对室内定位的要求, 充分利用移动设备中现有传感器, 搭建了一套惯性导航/WiFi/BLE/磁场

匹配组合定位系统,该系统的结构较前人工作做了改进,更利于发挥各导航技术的优势进行相互的粗差探测和质量控制。同时,在此平台基础上,针对几个室内行人导航的关键点做出了创新。

1.3 现有室内导航数据库建立更新方法

基于信号指纹、室内特征(地磁场、影像特征)的室内定位方法在定位导航阶段都是利用和特征数据库匹配的方法来确定用户位置,我们定义这些特征数据库为室内导航数据库。为了提供定位服务,在线下阶段需要训练导航数据,完成数据库的建立。由于室内环境经常变化,从而影响数据库质量,因此需要定期对导航数据库进行更新维护,以保障定位系统的正常工作。

1.3.1 数据库建立方法

常用的数据库建立方法包括单点采集方法和连续采集方法。单点采集方法需要在事先规划好的参考点上采集记录,为了提高指纹数据库可靠性,一些研究还在每个参考点的四个方向上分别采集信号。单点采集不仅在科研中得到广泛应用(Bahl and Padmanabhan, 2000, Youssef and Agrawala, 2005),也在商业实践中大量应用(Chintalapudi et al., 2010)。虽然单点采集实现简单,但是耗时耗力,一栋小建筑也需要花费测绘人员数小时的时间(Bolliger, 2008)。

在生产实践中为了提高数据库的建设效率,一些公司采用了连续采集的方法。通过匀速假设并利用已知位置的路标及地图,连续采集方法减少了事先测绘的工作量。具体建立过程如下:测绘人员沿着路标(通常为角落或者拐点)走动,当测绘人员经过路标时,在数字地图上手动标注该路标,最后通过路标之间的距离和行走所花费时间可以得到在路标点之间的参考点坐标。这种方法比在数字地图上对每个参考点进行标注并进行逐个采集的单点法效率高很多,但是需要限制测绘人员在路标间匀速直线走动。

另外一些研究人员采用专业的设备来提高数据库建立效率。文献(Gunawan et al., 2012)利用 RFID 来提供精确的位置坐标,物业人员如保安等携带装有 RFID 阅读器的 WIFI 采集装置在日常工作中就可以完成数据库的建立更新工作,不需要专业测绘人员定期维护。文献(Woodman and Harle, 2009)利用固定在脚上的高精度 IMU 使用航迹推算来建立 WIFI 数据库。

1.3.2 数据库众包更新方法

在大数据的背景下，众包方法为解决数据库的更新维护提供了新的思路，并被视作是未来的发展趋势(Ganti et al., 2011)。众包数据更新方法按照用户是否主动参与，可分为主动式众包方法和被动式众包方法。

主动式众包方法是使用交互界面让用户主动参与进行数据库更新，如文献(Han et al., 2014)利用用户住址信息获取房间、楼层的指纹信息，平均定位精度为10m。(Bolliger et al., 2009, Park et al., 2010)等均属于主动众包方式。

被动式众包则通过分析用户上传的数据在不干扰用户的情况下自动完成数据库的更新工作。如WIFI SLAM(simultaneous location and mapping)方法不需要事先测绘，通过用户手机传感器信息可以在导航过程中完成数据库(radio map)的建立工作(Ferris et al., 2007)。借用手机中的惯性传感器，一些研究利用PDR算法通过地图匹配辅助来完成数据库的众包更新(Rai et al., 2012)。这些基于传感器的众包方法使得用户在日常使用中自动完成数据库的建立更新成为可能，不要求用户参与配合，提高了用户使用体验。

基于多传感器的数据库众包更新得以实现，离不开近年来消费类微型机械电子传感器(MEMS)的快速发展。如上节所述，MEMS传感器有很多优点如成本低、尺寸小、可靠性高等，但是它最大的缺点是误差较大，且误差会随时间变化，易受温度等环境影响。因此MEMS惯性器件精度衰减迅速只能提供短期的精度，需要和其他定位手段联合才能提供长期导航结果。目前基于众包方法进行数据库建立更新的前提是已经获得准确的用户轨迹，而在实践中这如何在大量用户数据中获取准确轨迹是一个难题，还未有相关研究提出标准。

1.4 论文贡献

(1) 在实现了基于手机内置惯性传感器的航迹推算、基于WiFi的指纹识别、基于BLE的三角定位、以及基于磁强计的室内磁场匹配的基础上，提出了WiFi/BLE/PDR/MM组合的多源融合定位技术。充分利用各种定位源的互补性，利用多层质量控制，通过融合提高系统的定位的精度、可用度和抗差能力。

(2) 对于行人导航的情况而言，使用RTS面临独特的挑战，即行人导航不确定性更大，可能导致卡尔曼滤波模型不准确(即使用的模型和实际情况不完全对应)。而当卡尔曼滤波收敛时误差协方差矩阵 P 偏小，而模型失真必然导致此

时估计误差较大。此时，因为 RTS 对正向卡尔曼滤波的误差协方差阵有很强的依赖性，因此将导致在导航的后半段 P 阵已经过小的时候，过分相信正向滤波的结果。因为行人导航条件复杂，所以这种情况很难避免。本文提出了一种利用正向机械编排得到反向导航结果的方法。通过对数据进行反向处理利用正向机械编排得到反向导航结果，使得轨迹的终点作为起始位置反向运动至轨迹的起点，再结合正向结果实现双向滤波。

(3) 针对目前导航数据库建立效率较低，应用不便的问题，本文提出了导航数据库的快速建立方法，利用位置修正信息配合 PDR 算法，测绘人员使用手机在行走过程中完成数据库的建立工作，提高了数据库建设效率，使得导航数据库建立更加灵活。根据实际应用场景的不同提出了：利用地图辅助 PDR 的导航数据库建立方法；在无地图辅助信息的情况下利用进出建筑物轨迹同样能够建立导航数据库并且验证了此时导航数据库的有效性，这种方法也可以用在导航数据库的众包中。

(4) 分析了影响众包数据库质量的因素，利用运动模式识别方法能够有效区分打电话、端着、随手摆动、放口袋里等不同状态，选取合理的用户数据后，并相应地给出了降低其影响的解决方案，如模式识别、零偏实时标定、双向滤波等。

(5) 提出了一种量化评估日常行人导航数据质量的框架模型。通过该模型，可以由程序自动算出各条导航轨迹的可靠性，并挑选出可靠的数据，生成众包数据库。本文对导航轨迹的量化评估不需要任何人工干预，为大数据背景下室内导航数据库的众包生成和更新提供保障。

各创新点之间的关系：(1) 为多传感器组合导航算法，一方面是室内定位产品的最终实现形式，另一方面可靠的导航解也与可靠的导航数据库相辅相成。

(2) ~ (5) 共同构成了可靠的众包数据库。其中 (2) 为 (3) 提供了对锚点间的轨迹平滑提供了算法基础；(4) 中对各误差因素的分析为 (5) 中的模型设定提供了依据；而 (5) 则为挑选出可靠的数据进行 (3) 中算法运算提供了理论支持。

本文首次针对众包数据库的可靠性进行了系统研究，并提出了量化评估框架。到作者编写博士论文时为止，尚未发现有系统论证行人导航数据库生成和可靠性的论文。但是事实上，制约当前室内定位导航推广的一个重要问题就是导航结果和数据库的可靠性。尤其是在当前大数据背景下，并不缺少数据，而是缺少挑出有效用户数据的准则，以在不需要人工干预的情况下，获取可靠的数据库。因此，上述 (2) ~ (5) 有重要的理论和实际意义。

1.5 论文大纲

本文共有七章，接下来的各章节内容安排如下：

第二章介绍本文提出的组合导航方法所采用的坐标系统，各定位技术手段的方法基础，以及本文所采用的估计方法。

第三章重点介绍本文采用的组合导航算法中的 PDR 算法、无线定位方法、地磁匹配算法以及这几种技术的组合导航策略。针对不同应用场景，为了提高搜索效率和准确性给出了 WiFi 指纹匹配的不同方法。

第四章按照给出了基于 PDR 的导航数据建立方法，考虑到实际应用环境，提出了利用进出建筑物轨迹，不依赖地图的导航数据库建立方法。

第五章对基于众包方法的导航数据库质量影响因素进行了评估，提出了众包数据库质量评估模型，并给出了相应误差源控制方法。

第六章对前文提出的多传感器组合定位算法、导航数据快速建立方法以及众包数据库更新准则进行了实验验证，充分证明了其有效性。

文章结构如图 1.1 所示：

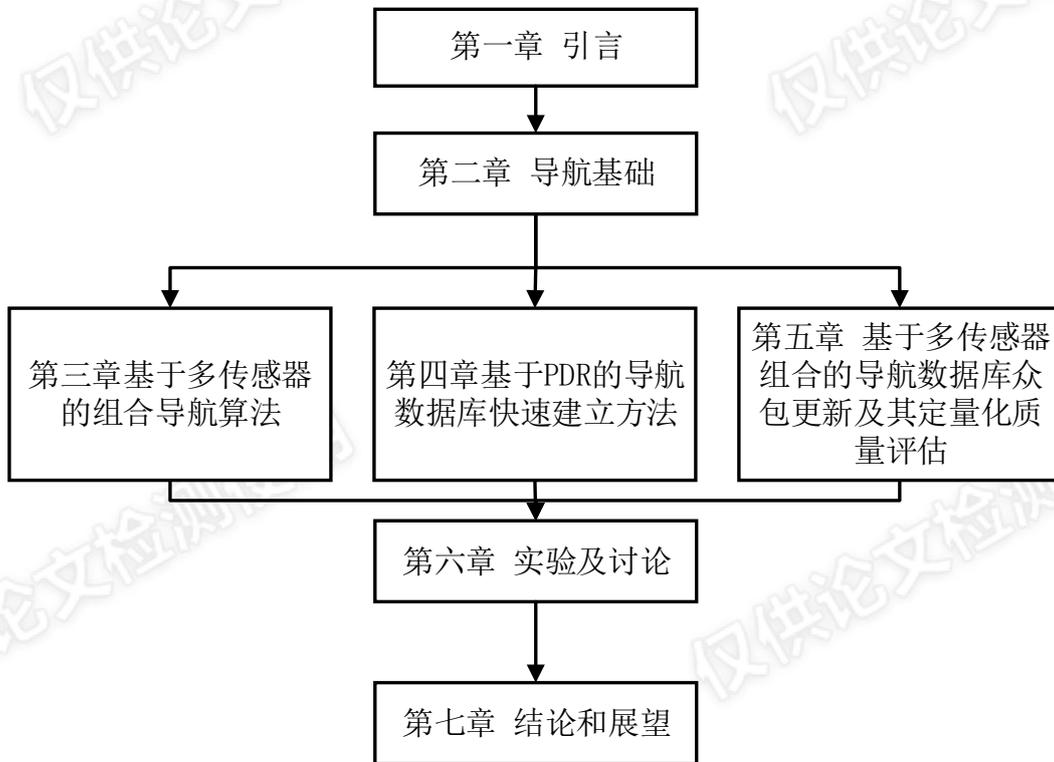


图 1-2 论文结构

第2章 导航基础

本章介绍了本文提出的组合导航方法所用到各类技术的基础，包括：坐标系定义，所采用定位技术原理以及本文用到的估计方法原理。

2.1 坐标系统

本文用到了如下坐标系：

2.1.1 惯性坐标系

惯性坐标系（简称 i 系）是适用牛顿运动定律的参考坐标系，因此惯性坐标系为静止状态或者匀速直线状态。导航中常用地心惯性坐标系：地心惯性坐标系原点定义在地球质心， z 轴为地球自转轴， x 轴在地球赤道面指向春分点， z 轴和 x 、 y 轴共同构成右手坐标系。

2.1.2 地球坐标系

地球坐标系随着地球一起自转，其原点同样定义为地球质心， z 轴为地球自转轴， x 轴指向本初子午线和赤道交点， y 轴同样和 x 、 z 轴构成右手坐标系。

2.1.3 导航坐标系

导航坐标系（ n 系）又被称为地理坐标系，用来表示运动平台的速度和姿态，它是相对于大地水准面定义的正交坐标系。其原点定义为运动平台质心， y 轴指向真北方向， z 轴垂直于参考椭球面指向地球内部， x 轴指向东方向并和 y 、 z 轴构成右手正交坐标系。

2.1.4 运载体坐标系

运载体坐标系（ b 系）又经常被称为体坐标系，固连在运动载体上。坐标系原点在运动物体的质心， x 轴指向运载体前方， z 轴指向运载体正下方， y 轴指向运载体右侧和 x 轴、 z 轴构成右手正交坐标系。

2.2 姿态系统

在惯性导航中常用的表达姿态参数的方法有：方向余弦矩阵、四元数、旋转矢量以及欧拉角，本节主要介绍方向余弦矩阵、旋转矢量和欧拉角，四元数将在第 3.1 节介绍。

2.1.5 欧拉角

欧拉角旋转序列是描述两个坐标系间姿态变化的经典方法。欧拉角序列即在给定的坐标系统中绕着某个坐标轴旋转的旋转序列，每经过一次旋转后就会得到一个新的坐标系统，最后的姿态由旋转序列中的每次旋转角度和旋转轴决定。常用来描述姿态的的欧拉角旋转序列包括：航向角（heading）、俯仰角（pitch）和横滚角（roll）。方向余弦矩阵 C_b^a 各元素可由欧拉角表达如下：

$$\begin{cases} c_{11} = \cos \theta \cos \psi \\ c_{12} = -\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi \\ c_{13} = \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi \\ c_{21} = \cos \theta \sin \psi \\ c_{22} = \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi \\ c_{23} = -\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi \\ c_{31} = -\sin \theta \\ c_{32} = \sin \phi \cos \theta \\ c_{33} = \cos \phi \cos \theta \end{cases} \quad (2-1)$$

其中 θ 为俯仰角， ϕ 为横滚角， ψ 为航向角。

2.1.6 旋转矢量

旋转矢量是另外一种描述坐标系 b 相对于坐标系 a 姿态的表达方式。旋转矢量定义了一个旋转轴以及绕轴转动的角度（旋转方向一般符合右手准则）。假设坐标系 a 通过旋转矢量的变化，绕着旋转轴转动了旋转矢量模的角度来到了坐标系 b ，那么 b 系就是 a 系的新姿态。 a 系经过任意一个旋转矢量旋转都定义了一个唯一的 b 系，反之确定了 b 系相对于 a 系的姿态后，它们之间的旋转矢量也能够唯一确定。旋转矢量定义如下(Savage, 2000)：

$$\Phi = \Phi \mathbf{u}_\Phi \quad \Phi = \sqrt{\Phi \cdot \Phi} \quad \mathbf{u}_\Phi = \Phi / \Phi \quad (2-2)$$

其中 Φ 为旋转矢量， \mathbf{u}_Φ 为旋转矢量方向上的单位向量， Φ 为旋转矢量模。

2.2 传感器误差

传感器误差将分为系统误差和随机误差两部分介绍，系统性误差可以通过实验室标定等方法进行补偿，随机误差可以通过随机过程建模来减少影响。

2.2.1 系统误差

2.3.1.1 零偏

零偏广泛存在于加速度计和陀螺。它被定义为当没有输入信号时，传感器的输出，如图所示。零偏和比力和角速度无关。

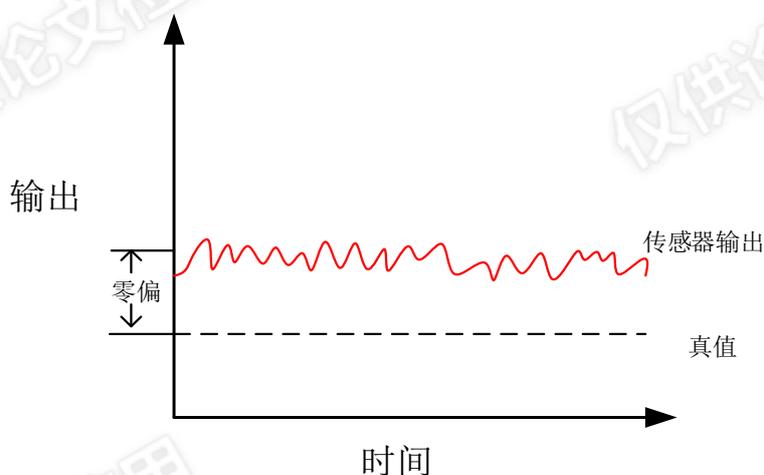


图 2-1 传感器零偏

2.3.1.2 比例因子误差

比例因子是输入和输出间的比例，加速度计的比例因子误差和施加在传感器轴向上的比力正相关，而陀螺仪的比例因子误差和传感器轴向上的角速度正相关。比例因子误差效果如图所示：

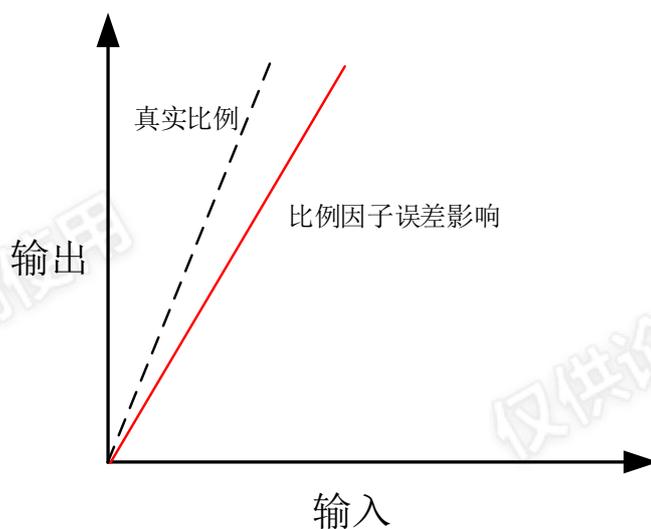


图 2-2 比例因子误差

2.3.1.3 交轴耦合

交轴耦合误差即某个传感器轴和其他传感器轴不垂直引起的误差。这是传感器生产过程中所产生的误差。图展示了发生交轴耦合时， z 轴和 xz 平面发生 θ_{zx} 偏离，和 yz 平面发生 θ_{zy} 偏离的情形。

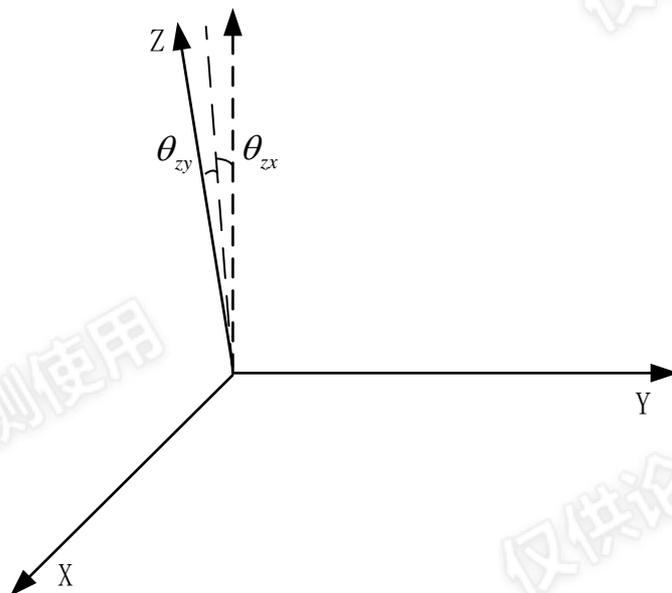


图 2-3 传感器交轴耦合

2.2.2 随机误差

2.3.2.1 零偏漂移

在传感器工作过程中零偏会随着时间发生随机变化。在一次运行中传感器零偏的这种不稳定性被称作传感器零偏，如图所示。零偏是确定性误差而零偏漂移是随机的，温度变化是造成零偏漂移的一个重要原因。

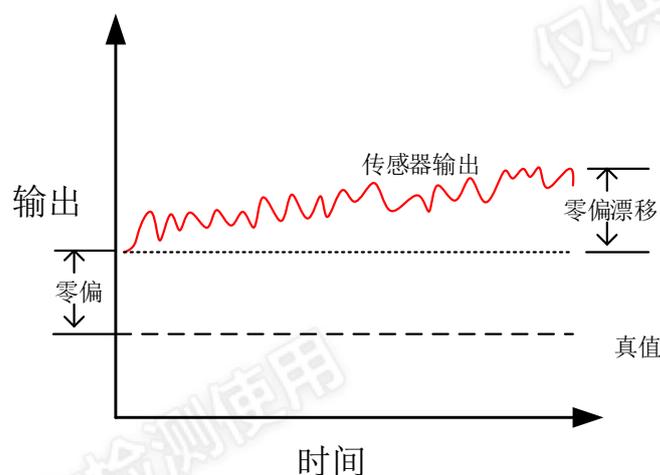


图 2-4 传感器零偏漂移

2.3.2.2 比例因子不稳定性

在一次运行过程中比例因子的随机变化即比例因子不稳定性。大多数情况下也是由温度变化引起的。实际上比例因子误差在每次运行中都不一样，但是在一次运行过程中是相对稳定的。

2.3 误差建模

2.3.1 随机常数

随机常数 $x(t)$ 是一个在任意时刻的值均为常数的随机过程，但是常数的初始化是由一个均值为 m_0 ，方差 P_0 的高斯随机变量 $x(t_0)$ 实现，其定义如下：

$$\dot{x}(t) = 0 \quad x(t_0) = x_0 \quad (2-3)$$

此模型常用来描述逐次启动具有非重复性的传感器零偏，随机常数是平稳过程但并不是各态历经，即在多次上电情况下零偏不同，但是在一次启动工作阶段零偏不变。此模型表明尽管零偏值的先验信息未知，但是可以确定在这一时段它不会发生变化。

2.3.2 随机游走

随机游走是一个由高斯白噪声积分驱动的随机过程，其微分方程如下：

$$\dot{x}(t) = w(t) \quad x(t_0) = 0 \quad (2-4)$$

其中高斯白噪声均值为 0，随机游走则可表示为：

$$x(t) = \int_{t_0}^t w(\tau) d\tau \quad (2-5)$$

随机游走的均值为：

$$E(x(t)) = \int_{t_0}^t E(w(\tau)) d\tau = 0 \quad (2-6)$$

在惯性导航中随机游走过程会自然出现，由于加速度计和陀螺仪输出的白噪声经过积分就分别为速度随机游走和角度随机游走。

2.3.3 马尔可夫过程

马尔可夫过程是指满足马尔可夫特性的随机过程，马尔可夫特性为：对于随机动态系统，在当前时刻 t_k 状态已知的情况下，将来时刻系统所处的状态只和当前时刻的状态有关，与系统在过去时刻所处的状态无关。马尔可夫过程可由下式定义：

$$f(x(t_{k+1})|x(t_k), x(t_{k-1}), \dots, x(t_0)) = f(x(t_{k+1})|x(t_k)) \quad (2-7)$$

若随机过程 $x(t)$ 的条件概率密度函数满足上式，则称 $x(t)$ 为马尔可夫过程。

常用的一阶马尔可夫过程模型为：

$$\dot{x} + \beta x = w(t) \quad (2-8)$$

其中 β 为常系数为相关频率，即相关时间的倒数； $w(t)$ 为零均值高斯白噪声。

2.4 定位技术基础

2.4.1 Wi-Fi 指纹匹配

WiFi 是一种基于 IEEE 802.11 系列标准的无线局域网，目前有 2.4G 和 5G 两个频段，采用扩展频谱（Spread Spectrum）或正交频分复用（Orthogonal Frequency Division Multiplexing）的方法调制信号。WiFi 已经作为事实上的无线局域通信标准被广泛应用在家庭、办公室，并且已经作为一种基础设施在公共场所大量布设。随着 2000 年微软首次提出了基于 WiFi 的室内定位系统 RADAR 以来，研究人员对基于 WiFi 的室内定位技术开展了大量研究工作。

Wi-Fi 指纹匹配方法是利用 Wi-Fi 热点定位使用最多的方法，它的主要优势是不依赖热点位置和信号传播环境。Wi-Fi 指纹匹配定位包括两个阶段：训练阶段和定位阶段。数据库训练的目的是获取在每个参考位置上接收到的各个热点的信号强度和 MAC 地址，理论上每个参考点上的信号强度集合都是唯一的，所以这个集合就叫做信号指纹。在定位阶段，将用户接收到的信号信息和指纹数据库匹配，找出和待测信号点最接近的定位结果，求出用户所在位置。其具体流程如下图所示：

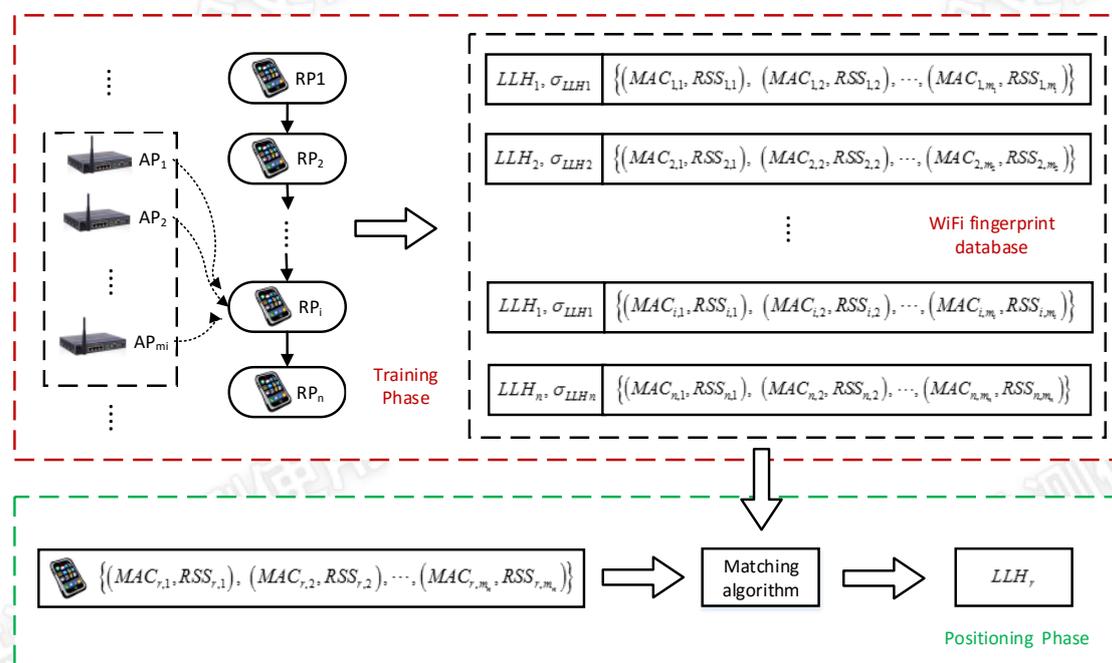


图 2-5 WiFi 指纹定位流程图

下面来分别介绍这两部分：

2.5.1.1 训练阶段

通过训练阶段可以获得匹配定位所需要的无线指纹数据库，指纹数据库一般格式是将参考点所获取的各热点信号强度数组和该点位置坐标共同构成的集合，如(2-9)式所示。在生成数据库前，需要提前规划好参考点，尽量使参考点覆盖到所有定位使用区域。图中的红色方框部分为训练阶段的过程示意。

$$\{LLH_1, (MAC_{L1}, RSS_{L1}), (MAC_{L2}, RSS_{L2}), \dots, (MAC_{Ln}, RSS_{Ln})\} \quad (2-9)$$

RSS 值相比于信噪比，和位置的关联性更强，因为环境中的噪声是随机的。但是 RSS 值也并不固定，在同一参考点的信号强度也会随着时间发生波动。主要原因是环境发生了变化，如室内布局改动、行人走动等。

2.5.1.2 定位阶段

在定位阶段，通过将用户接收到的各热点信号强度和指纹数据库中的信息进行对比，从而估计出用户位置。定位阶段的过程如图中的绿色方框部分所示。研究人员提出了一些利用信号指纹数据库来估计用户位置的方法，如最邻近方法 (Nearest Neighbor)、概率估计方法等。最邻近方法选择和该点信号强度距离最近的参考点来估计待测点的位置：

$$d_i = \sqrt{\sum_{j=1}^{n_i} |SS_{rec,l_u}^j - SS_{DB,i}^j|}, \quad i \in I_{RP} \quad (2-10)$$

其中， d_i 和数据库中参考点 RP_i 间的信号强度距离为 d_i ， SS_{rec,l_u} 为在 l_u 点测量的 RSS 矢量， $SS_{DB,i}$ 为参考点 RP_i 的 RSS 矢量， n_i 为参考点 RP_i 处所接收到的 WiFi 信号数量， I_{RP} 为指纹数据库中参考点的索引集合。那么满足条件 $d_{i^*} = \min(d_i | i \in I_{RP})$ 的参考点 RP_{i^*} 坐标被确认为是待估计点 l_u 的坐标。

我们在算法中采用了多层质量控制机制来优化 WiFi 定位结果。第一层在测量阶段，通过设置阈值下限 Th_{RSS} 来剔除信号强度过弱的热点。第二层是在最小信号强度距离层面，如果在某一时刻最小信号强度距离大于给定的阈值，此时的指纹定位结果将不会被采用，因为用户当前所在位置可能在事先测绘阶段并没有被记录。

为了提高定位结果的稳健性，减少出现误匹配的概率，在实践中我们采用了 k 临近 (k -NN) 方法，使用信号距离最小的 k 个参考点来估计待测点位置。即通过最接近的几个参考点坐标的加权和来计算其坐标：

$$\hat{\mathbf{r}} = \sum_{i=1}^k \frac{c_i}{C} \mathbf{r}_i \quad (2-11)$$

其中 $c_i = 1/d_i$ ， $C = \sum_{i=1}^k c_i$ ， \mathbf{r}_i 为第 i 近的的参考点坐标， $\hat{\mathbf{r}}$ 为待估点坐标。

2.4.2 INS 方法

惯性导航系统通常包括惯性测量单元 (IMU) 和数据处理单元 (DPU)，IMU 的核心器件是加速度计和陀螺仪。加速度计用来量测比力，比力即运载体相对惯性空间的加速度与引力加速度之差；陀螺仪则用来测量体坐标系相对惯性系的角速度。DPU 将加速度计和陀螺仪输出结果，通过机械编排方程不断推算 IMU 的位置、速度以及姿态信息。将陀螺仪测得到角速度经过解析计算得到当前状态相对初始状态的相对方向角，便可得到当前 IMU 相对参考系的姿态，然后将加速度计输出加入重力加速度补偿得到比力，进行积分后得到速度和位置矢量(高钟毓, 2012)。具体计算公式如下：

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}^n \\ \dot{\mathbf{v}}^n \\ \dot{\mathbf{C}}_b^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}^{-1} \mathbf{v}^n \\ \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b - [2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n] \mathbf{v}^n + \mathbf{g}^n \\ \mathbf{C}_b^n [\boldsymbol{\omega}_{ib}^b] - [\boldsymbol{\omega}_{in}^n] \mathbf{C}_b^n \end{bmatrix} \quad (2-12)$$

其中 $\mathbf{r}^n = [\varphi \ \lambda \ h]^T$ 为位置矢量表示纬度、经度和高程，为速度矢量 \mathbf{D}^{-1} 表达式为：

$$\mathbf{D}^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{M+h} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{(M+h)\cos\varphi} & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (2-13)$$

\mathbf{v}^n 为导航系下的速度矢量， \mathbf{C}_b^n 为体坐标系到导航坐标系的姿态转移矩阵， $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 为 n 系下的地球自转角速度， $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 为 n 系下的导航坐标系相对于 e 系的旋转角速度。

$[2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n]$ 表示 $2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 的反对称矩阵， $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 、 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 表达式分别为：

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^n = \begin{bmatrix} \omega^e \cos \varphi \\ 0 \\ \omega^e \sin \varphi \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\omega}_{en}^n = \begin{bmatrix} \frac{v_E}{N+h} \\ \frac{-v_N}{M+h} \\ \frac{-v_E \tan \varphi}{N+h} \end{bmatrix} \quad (2-14)$$

其中 ω^e 为地球自转角速度， v_E 为运载体的东向速度， v_N 为运载体的北向速度， M 、 N 分别为子午圈和卯酉圈半径。

2.4.3 磁场匹配

磁场匹配定位的前提条件是室内磁场在时间上稳定，并在空间上存在差异性。其优势在于不需要任何发射设备，难点在于磁场指纹只有三个维度。为了提高其维度，通常使用连续匹配，即将一段时间的测量轨迹与数据库中的候选轨迹进行比较，来寻找匹配程度最高的轨迹。批量匹配的方法已经用于室外的高精度的重力、地磁、以及地形匹配导航，且有相对成熟的定位算法，如 TERCOM、ICCP 等 (Golden, 1980)。为保证测量轨迹与候选轨迹的长度相近，高精度自主导航系统中装备有一台高等级的惯性导航系统 (INS)，并使用先验信息 (如非完整性约束 (NHC)、零速修正 (ZUPT) 等) 约束。

TERCOM 方法早在 20 世纪 50 年代就已被提出，主要用在地形匹配，具体方法是将 INS 提供的短期测量轨迹进行平移，获取数据库所有候选轨迹，然后对测量轨迹上磁场序列与候选轨迹上磁场序列进行相关匹配，并选取令相关函数取极值的候选轨迹作为实际轨迹。常用的相关分析算法有互相关 (COR) 算法、平均绝对偏差 (MAD) 算法、平均偏差平方和 (MSD) 算法等。这些算法的具体公式为 (Zhao et al., 2009):

$$COR(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} T_{ACQ}(x, y) * T_{ST}(x + \tau_x, y + \tau_y) dx \quad (2-15)$$

$$MAD(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} |T_{ACQ}(x, y) - T_{ST}(x + \tau_x, y + \tau_y)| dx \quad (2-16)$$

$$MSD(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} [T_{ACQ}(x, y) - T_{ST}(x + \tau_x, y + \tau_y)]^2 dx \quad (2-17)$$

其中 τ_x 和 τ_y 为 X 和 Y 轴方向的偏移量, T_{ACQ} 和 T_{ST} 分别为测量的磁场强度和数据库中 $(x+\tau_x, y+\tau_y)$ 点的磁场强度, L 为待匹配轮廓的长度。最优的匹配在最大的 COR 值或者最小的 MAD 或 MSD 值处取得。

ICCP 算法最初在文献 (Kamgar-Parsi and Kamgar-Parsi, 1999) 中被用于重力匹配导航。该方法是从图像处理中常用的迭代就近点 (ICP) 算法 (Besl and McKay, 1992) 改进而来。ICCP 算法的基本思想是令载体运动轨迹上各测量点在保持彼此相对位置不变的条件下, 尽可能地落在与之相应的等值线上。ICCP 与 TERCOM 的最大不同在于, 前者不仅考虑了平移因素, 还考虑到了旋转因素, 因此对航向误差有更强的抗差能力。假定 INS 测得的轨迹上各点上对应的磁场测量值构成了一个集合 A, 而各磁场测量值对应的磁场等值线构成了一个磁场等值线集合 B。则 ICCP 的算法的目的就是寻找一个合理的刚性变换 (包括旋转和平移), 使得集合 A 在该变换下的结果 Ta 与集合 B 中对应等值线的距离最小。此时, Ta 满足了轨迹形状不变的条件, 被认为是最接近实际轨迹的最优解。最优解的获得通常需要通过迭代来完成 (Zhao et al., 2009)。

2.5 估计方法

2.5.1 最小二乘

最小二乘作为一种参数最优估计方法被广泛应用在工程测量、摄影测量、卫星定位定轨等领域, 它也是下节介绍的卡尔曼滤波的基础。

设观测模型为

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (2-18)$$

其中 \mathbf{z} 、 \mathbf{x} 、 \mathbf{v} 、 \mathbf{H} 分别为观测矢量、状态矢量、观测误差和观测矩阵 (设计矩阵)。

定义损失函数:

$$L(\hat{\mathbf{x}}) = (\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{R}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{x}}) \quad (2-19)$$

其中 \mathbf{R} 为观测误差的协方差矩阵。

最小二乘的状态估计要使损失函数最小, 这里不加证明的给出最小二乘估计结果:

$$\hat{\mathbf{x}} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \mathbf{z} \quad (2-20)$$

但是在实际中许多观测模型为非线性，如信号传播模型、卫星轨道模型等。这种情况下需要先对非线性观测模型做线性化处理，使用泰勒级数对当前状态估计进行展开，取一阶项：

$$\begin{aligned} \mathbf{z} &= h(\mathbf{x}) + \mathbf{v} \\ &= h(\hat{\mathbf{x}}) + \left. \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) + \frac{1}{2!} \left. \frac{d^2h(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}^2} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^2 + \dots + \mathbf{v} \\ &\approx h(\hat{\mathbf{x}}) + \left. \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}} (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}) + \mathbf{v} \end{aligned} \quad (2-21)$$

设状态估计误差为 $\delta\mathbf{x} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}$ ， $H = \left. \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}}$ 为观测矩阵，则此时的观测方程可写作：

$$\mathbf{z} = h(\hat{\mathbf{x}}) + H\delta\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (2-22)$$

对上式进行变换：

$$\begin{aligned} \mathbf{z} - h(\hat{\mathbf{x}}) &= H\delta\mathbf{x} + \mathbf{v} \\ \delta\mathbf{z} &= H\delta\mathbf{x} + \mathbf{v} \end{aligned} \quad (2-23)$$

即为闭合差矢量。此时式(2-23)和式(2-18)有相同的形式。在线性条件下，直接用观测值来估计状态矢量；在非线性情况下，真实观测值和预测观测值之差被用来估计状态矢量误差。和线性情况推导过程相同，非线性最小二乘估计结果为：

$$\delta\mathbf{x} = (H^T R^{-1} H)^{-1} H^T R^{-1} \delta\mathbf{z} \quad (2-24)$$

其中状态估计误差协方差 $C_{\delta\hat{\mathbf{x}}} = (H^T R^{-1} H)^{-1}$

非线性最小二乘需要迭代上述过程，直到状态估计误差小于阈值。一般的，非线性最小二乘更新可写作下式：

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \hat{\mathbf{x}}_{i-1} + \delta\hat{\mathbf{x}}_{i-1} \quad (2-25)$$

i 为迭代次数。

则状态估计误差为：

$$\delta\hat{\mathbf{x}}_i = (H_i^T R^{-1} H_i)^{-1} H_i^T R^{-1} \delta\mathbf{z}_i \quad (2-26)$$

由于观测误差并不受状态估计的影响，故观测误差误差协方差阵 R 不变，当 $|\delta\hat{x}_i| < TH$ 时迭代结束。

2.5.2 卡尔曼滤波

卡尔曼滤波 KF 在科研和工程领域，特别是导航领域得到了广泛的应用，卡尔曼滤波通过一系列递归方程来估计系统状态。在卡尔曼滤波理论中，系统模型被描述为一系列线性微分方程，在状态空间中系统可表达为下述形式：

$$\dot{x} = Fx + w \quad (2-27)$$

本式并未考虑控制矢量，其中 x 为系统状态矢量， F 是系统动态矩阵， w 为白噪声过程，过程噪声矩阵为：

$$Q = E[ww^T] \quad (2-28)$$

过程噪声不一定总是有物理意义，有时它作为一种控制量，表示滤波模型并不准确。

卡尔曼滤波为系统最优估计依赖于如下假设(Maybeck, 1982)：

(1) 系统噪声 w_k 和观测噪声 η_k 为不相关的零均值白噪声，且噪声的方差已知：

$$E[w_k] = 0, \quad E[\eta_k] = 0 \quad (2-29)$$

$$E[w_k \eta_j^T] = 0 \quad (2-30)$$

$$E[w_k w_j^T] = \begin{cases} Q_k & k = j \\ 0 & k \neq j \end{cases} \quad (2-31)$$

$$E[\eta_k \eta_j^T] = \begin{cases} R_k & k = j \\ 0 & k \neq j \end{cases} \quad (2-32)$$

其中 Q_k 、 R_k 为已知的正定矩阵，在室内组合导航系统中系统协方差阵 Q_k 和 INS 误差相关，观测值方差阵 R_k 和无线定位结果相关。

(2) 初始状态矢量 x_0 和过程噪声和观测噪声无关：

$$E[x_0 w_k^T] = 0 \quad E[x_0 n_k^T] = 0 \quad (2-33)$$

(3) 初始状态的均值及其协方差已知:

$$\bar{x}_0 = E[x_0] \quad (2-34)$$

$$P_0 = E[(x_0 - \bar{x}_0)(x_0 - \bar{x}_0)^T] \quad (2-35)$$

系统动态模型的离散形式为:

$$x_k = \Phi_k x_{k-1} + w_{k-1} \quad (2-36)$$

x_{k-1} 、 x_k 分别表示第 $k-1$ 时刻和 k 时刻的状态矢量, Φ_k 表示 $k-1$ 时刻到 k 时刻的状态转移矩阵。卡尔曼滤波要求观测值和系统状态线性相关, 其离散形式为:

$$z_k = Hx_k + v_k \quad (2-37)$$

z_k 为观测矢量, H 是观测矩阵, v_k 为观测白噪声, 观测噪声方差矩阵为:

$$R_k = E[v_k v_k^T] \quad (2-38)$$

卡尔曼滤波状态更新方程为:

$$\hat{x}_k = \Phi_k \hat{x}_{k-1} + K_k (z_k - H\Phi_k \hat{x}_{k-1}) \quad (2-39)$$

\hat{x}_{k-1} 、 \hat{x}_k 分别为第 $k-1$ 时刻和 k 时刻的状态估计, K_k 即为卡尔曼增益矩阵。卡尔曼滤波过程中, 卡尔曼增益矩阵可以由黎卡提 (Riccati) 矩阵方程得到。黎卡提方程组是一组递归矩阵方程:

$$\begin{aligned} M_k &= \Phi_k P_{k-1} \Phi_k^T + Q_k \\ K_k &= M_k H^T (H M_k H^T + R_k)^{-1} \\ P_k &= (I - K_k H) M_k \end{aligned} \quad (2-40)$$

其中 P_k 为协方差矩阵表示更新后的状态估计误差, M_k 为更新前的协方差矩阵表示更新前的状态估计误差。离散过程噪声矩阵 Q_k 可由连续过程噪声矩阵积分得到:

$$Q_k = \int_0^T \Phi(\tau) Q \Phi^T(\tau) dt \quad (2-41)$$

其中 T 为采样间隔。

实际中遇到的很多问题比如组合导航并不能用线性微分方程描述，并且观测值也并不是状态的线性函数，这就需要用到扩展卡尔曼滤波 EKF。对于 EKF 系统在状态空间的表达形式为：

$$\dot{x} = f(x) + w \quad (2-42)$$

为状态的非线性函数，观测方程同样为状态的非线性函数：

$$z = h(x) + v \quad (2-43)$$

为了得到黎卡提方程组中所需要的 F 阵和 H 阵，需要对系统方程和观测方程做线性化处理，取一阶近似：

$$F = \left. \frac{\partial f(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}}, H = \left. \frac{\partial h(x)}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}} \quad (2-44)$$

EKF 的黎卡提方程组和 KF 相同，EKF 的更新方程为：

$$\hat{x}_k = \bar{x}_k + K_k (z_k - h(\bar{x}_k)) \quad (2-45)$$

\bar{x}_k 由对非线性微分方程积分得到，可用一阶欧拉积分：

$$\bar{x}_k = \hat{x}_{k-1} + \hat{x}_{k-1} T \quad (2-46)$$

第3章 基于多传感器的组合导航算法

稳健可靠的组合导航方法不仅是提高定位性能的要求，也是进行数据库快速建立和众包更新的基础。多传感器信息（WIFI、BLE、陀螺仪、加速度计等）经过合理的组合能够比使用单一手段提供更高的精度和可靠性。

本文采用了 WiFi/BLE/PDR/地磁组合的导航算法，以 PDR 算法为组合导航骨干，融合 WiFi、BLE、地磁等定位信息，提供连续可靠的高精度定位结果。

3.1 基于 MEMS 传感器的 DR 方法

3.1.1 基于 INS 的姿态确定

姿态信息是导航过程中的重要信息，如前所述姿态的表达形式主要有：姿态矩阵、欧拉角、旋转矢量、四元数。由于四元数方法便于计算同时避免了奇异问题 (Madgwick, 2010)，在实践应用中多采用四元数方法。旋转四元数 $\mathbf{q}=[q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 的定义如下：

$$\begin{aligned} q_0 &= \cos \theta \\ q_1 &= r_x \sin \frac{\theta}{2} \\ q_2 &= r_y \sin \frac{\theta}{2} \\ q_3 &= r_z \sin \frac{\theta}{2} \end{aligned} \tag{3-1}$$

其中 r_x 、 r_y 、 r_z 为旋转轴 R 在参考坐标系下的单位矢量， θ 为刚体绕 R 轴旋转的角度。旋转四元数包括标量部分 q_0 以及矢量部分 $\hat{\mathbf{q}}=[q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ ，因此也可简记为 $\mathbf{q}=[q_0 \ \hat{\mathbf{q}}]^T$ ，旋转四元数为规范化四元数即满足 $\|\mathbf{q}\|=q_0^2+q_1^2+q_2^2+q_3^2=1$ 。

目前手机中用来确定姿态的传感器有陀螺仪、加速度计和磁强计，可以通过航向姿态参考系统 (Attitude Heading Reference System, AHRS) 综合考虑这些量测信息来确定目标姿态。按照不同的信息来源，AHRS 算法包括两个部分：陀螺计算的姿态以及加速度计、磁强计确定的姿态 (Diaz et al., 2015, Madgwick, 2010)。

3.1.1.1 陀螺角速度确定姿态

在地固坐标系下的姿态四元数的更新算法如下：

$$\begin{aligned} q_{b(k)}^{e(k-1)} &= q_{b(k-1)}^{e(k-1)} \otimes q_{b(k)}^{b(k-1)} \\ q_{b(k)}^{e(k)} &= q_{b(k-1)}^{e(k)} \otimes q_{b(k)}^{e(k-1)} \end{aligned} \quad (3-2)$$

故相邻两时刻的体坐标系变化四元数 $q_{b(k)}^{b(k-1)}$ 计算公式为(Shin, 2005):

$$q_{b(k)}^{b(k-1)} = \begin{bmatrix} \cos \|0.5\phi_k\| \\ \frac{\sin \|0.5\phi_k\|}{\|0.5\phi_k\|} 0.5\phi_k \end{bmatrix} \quad (3-3)$$

其中 ϕ_k 为体坐标系的旋转矢量，体坐标系旋转矢量率近似表达式可采用如下形式(Savage, 2000):

$$\dot{\phi} \approx \omega_{ib}^b + \frac{1}{2} \Delta\theta(t) \times \omega_{ib}^b \quad (3-4)$$

其中

$$\Delta\theta(t) = \int_{t_{k-1}}^{t_k} \omega_{ib}^b d\tau \quad (3-5)$$

ω_{ib}^b 为陀螺测得的体坐标系相对惯性系的角速度在体坐标系下的投影。

此时旋转矢量可采用下式计算(Savage, 2000):

$$\phi_k \approx \Delta\theta_k + \frac{1}{12} \Delta\theta_{k-1} \times \Delta\theta_k \quad (3-6)$$

其中 $\Delta\theta_k$ 为 t_k 时刻的角度增量， $\frac{1}{12} \Delta\theta_{k-1} \times \Delta\theta_k$ 为对旋转矢量二阶锥运动的补偿。

3.1.1.2 加速度计、磁强计矢量确定姿态

智能设备中的加速度计和磁强计测量的是设备在体坐标系下的加速度矢量以及磁场强度 $a^b = (a_x^b, a_y^b, a_z^b)$ ， $m^b = (m_x^b, m_y^b, m_z^b)$ 。利用加速度信息可以计算水平姿态角，即横滚角和俯仰角：

$$\begin{aligned}\theta &= \arctan\left(\frac{a_y^b}{a_z^b}\right) \\ \phi &= \arctan\left(\frac{-a_x^b}{\sqrt{(a_y^b)^2 + (a_z^b)^2}}\right)\end{aligned}\quad (3-7)$$

其中 θ 为俯仰角， ϕ 为横滚角。

航向角 ψ 则可以通过磁场观测值计算(Diaz et al., 2015):

$$\psi = \arctan\left(\frac{-m_x^h}{m_y^h}\right)^{-1} \pm D \quad (3-8)$$

其中 m_x^h 、 m_y^h 为磁强计观测量在导航系水平面的投影， D 为磁偏角。

3.1.1.3 姿态卡尔曼滤波

本文利用惯性传感器提供的连续姿态信息使用姿态卡尔曼滤波来估计姿态误差，卡尔曼滤波模型的连续状态方程如下(Shin, 2005):

$$\begin{bmatrix} \delta \mathbf{r}^n \\ \delta \mathbf{v}^n \\ \boldsymbol{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\boldsymbol{\omega}_{en}^n \times \delta \mathbf{r}^n + \delta \mathbf{v}^n \\ -(2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta \mathbf{v}^n + \mathbf{f}^n \times \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \delta \mathbf{f}^b \\ -(\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \boldsymbol{\psi} - \mathbf{C}_b^n \delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b \end{bmatrix} \quad (3-9)$$

其中 $\delta \mathbf{r}^n$ ， $\delta \mathbf{v}^n$ ， $\boldsymbol{\psi}$ 分别为位置误差、速度误差以及姿态误差。 \mathbf{C}_b^n 是体坐标系 b 系到导航坐标系 n 系的方向余弦矩阵，表示比力矢量在 n 系下的投影。 $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 、 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 分别为地球自转速度和 n 系相对地球坐标系的角速度对于 n 系的投影。 $\delta \mathbf{f}^b$ 和 $\delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 为加速度计误差和陀螺误差矢量。

为了提高姿态精度，本文使用了多重限制条件来建立卡尔曼观测模型。这些限制包括伪观测信息以及上文提到的陀螺、加速度计和磁强计量测信息。

行人用户的位置区域以及 IMU 的线性速度都在有限的范围内，基于这一先验信息，本文使用了伪位置和伪速度观测，这些伪观测值可以用来组成卡尔曼滤波的观测矢量：

$$\hat{r}^n - \hat{r}_0^n = \delta r^n + n_r \quad (3-10)$$

\hat{r}_0^n 为常量，同时：

$$\hat{v}^n - \hat{v}_0^n = \delta v^n + n_v \quad (3-11)$$

\hat{r}^n 、 \hat{v}^n 是 INS 推导的位置和速度矢量； \hat{r}_0^n 、 \hat{v}_0^n 为位置的观测矢量和伪速度观测矢量； δr^n 、 δv^n 分别为位置误差和速度误差。 n_r 、 n_v 是伪位置和伪速度的观测噪声。伪速度 \hat{v}_0^n 可以设置为 0，伪位置 \hat{r}_0^n 可以设置为一个随机常量值，并不会对姿态和陀螺误差估计造成影响。

磁强计的观测不确定性和加速度计不同，加速度计的扰动通常为高频变化，而磁场计的观测扰动通常为低频，因为磁场扰动通常是由于外部人造建筑结构所引起的环境磁场变化，而环境磁场的变化会引起磁场方向和强度的改变，这种改变在局部区域是平稳的，这种局部稳定的环境磁场被称作准静态磁场(quasi-static magnetic field)。在计算过程中，本算法只采用准静态环境下的磁场观测值。

可以通过下式，利用加速度计和磁强计观测值来确定初始方向余弦矩阵：

$$\tilde{C}_b^n = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{f}^n & \mathbf{m}^n & \mathbf{l}^n \end{bmatrix}^T \right)^{-1} \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{f}}^b & \tilde{\mathbf{m}}^b & \tilde{\mathbf{l}}^b \end{bmatrix}^T \quad (3-12)$$

其中 \mathbf{f}^n 、 \mathbf{m}^n 是导航系下的比力和磁场强度， $\mathbf{l}^n = \mathbf{f}^n \times \mathbf{m}^n$ ； $\tilde{\mathbf{f}}^b$ 、 $\tilde{\mathbf{m}}^b$ 是加速度计和磁强计的观测值， $\tilde{\mathbf{l}}^b = \tilde{\mathbf{f}}^b \times \tilde{\mathbf{m}}^b$ ，为加速度计和磁强计的叉乘向量。

3.1.2 基于 PDR 的位置推算

行人导航的发展要追溯到 1997 年，美国的 Judd 博士首先提出了行人航迹推算 (Pedestrian Dead Reckoning, PDR) 方法，并将其应用在 Point Research 公司的 PDR 模块中。该方法利用惯性传感器可以提供步长估计、指向、定位等功能，结合 GNSS 数据可以加强步长估计模型并对指向进行校正。学者们看到了利用廉价传感器进行无缝行人导航的可能，进行了一系列研究，目前已经有了许多进展。

由于消费类电子产品中是用的 MEMS 惯性器件误差较大，使用 INS 方法结果会迅速发散，通常使用 PDR 的方法来定位。INS 导航方法需要对加速度进行连续积分，误差随着时间迅速发散，用户在静止的情况下误差仍然累积，因此定

位结果只能在短时间内可用(陈伟, 2010)。而 PDR 算法是通过判断行人脚步来确定用户位置, 定位误差和行走距离成正相关, 不随时间增长。

当传感器固定在用户身体上时 PDR 算法较为稳健, 特别是当放置在用户鞋子上时 PDR 算法最为可靠。如果传感器固定在脚上, 那么当脚接触地面时刻就能够精确探测出来, 从而探测出脚步, 通过零速更新 (ZUPT) 可以约束误差累积。当传感器固定在用户腿上或者膝盖上时, 尽管准静态时段要比在脚上时要短, 但是利用上述方法仍能得到较好结果(Bancroft et al., 2011)。另外也有学者研究了其他关于传感器固定在用户身上的情况(Jahn et al., 2010, Jimenez et al., 2009)。但是对于消费类应用, 手机等智能终端并不固连在用户身上, 用户手机可能端着、放包里或兜里等处在不同的运动模式下, 因此很难对运动情形进行预测。所以针对消费类应用用户设备的初始航向、位置未知的情况需要识别设备的放置模式和用户运动模式, 从而根据信号特点有针对性的对 PDR 算法进行调整。

PDR 算法的核心是步频探测、步长估计以及航向确定。步频探测和步长估计用来确定行人速度和距离, 在室内环境下航向确定主要依靠陀螺。由于 MEMS 误差较大, 为了能有效利用陀螺信息, 需要对陀螺误差进行补偿, 传感器误差作为影响导航结果的重要因素将在第 5 章专门介绍, 此节主要介绍本文所采用的步频探测和步长估计方法。

3.1.2.1 步频探测

步频探测原理是利用了行人加速度计信息的周期性。当手机放在用户上半身时, 加速度信号对应的是单步 (即两只脚都着地时之间的距离) 波形。因为行人步态是和垂向加速度计的突变相关联, 因此可以通过峰值探测的方法来确定步频。加速度值的过零检测是种更为简单的脚步探测方法。由于行人行走有较强的周期特性, 还可以采用对传感器数据进行自相关处理来获取步频信息的方法。如果能够提前获取用户的脚步样本数据, 可以通过将采集数据和样本数据进行互相关操作来探测脚步。本文采用了峰值探测的方法来判断步频。下图显示了经过平滑处理后的脚步探测结果, 图中绿色点为脚步探测结果:

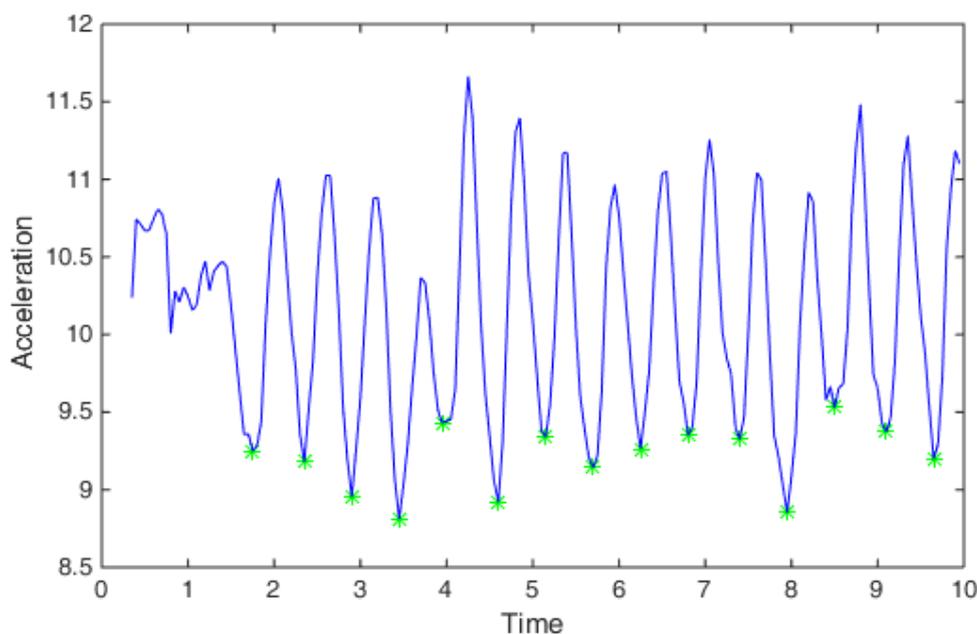


图 3-1 脚步探测结果

3.1.2.2 步长估计

探测出脚步后,就可以通过估计的步长来确定行人位置。步长估计模型包括线性模型、非线性模型、神经网络模型等(Shin et al., 2007, Ladetto, 2000, Fang et al., 2005, Cho and Park, 2006),在实践中我们选用了最常用的线性步长模型来训练步长。文献(Shin et al., 2007, Levi and Judd, 1996)证明了当 IMU 固定在人体上时步长和步频之间存在线性关系,这对于传感器非固连在人体的情况也同样适用。

线性步长模型公式如下:

$$S_k = A + Bf_k + w_s \quad (3-13)$$

其中 f_k 为 t_{k-1} 时刻到 t_k 时刻的步频, A 、 B 分别为待估参数, w_s 为噪声。

当在 GNSS 或者 BLE 可用的情况下,通过该模型来估计用户步长。

当确定了当前航向和步长后, PDR 算法结合上一步已知位置推算出当前位置。计先前坐标为 (φ_k, λ_k) 则当前坐标 $(\varphi_{k+1}, \lambda_{k+1})$ 为:

$$\begin{bmatrix} \varphi_{k+1} \\ \lambda_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_k + (s_k \cos \psi_{k-1} + w_N) / (R_m + h) \\ \lambda_k + (s_k \sin \psi_{k-1} + w_E) / [(R_n + h) \cos \varphi_k] \end{bmatrix} \quad (3-14)$$

其中 φ , λ , ψ , h 分别为纬度、经度、航向和高程, s 为步长, R_m 是经圈的曲率半径, R_n 为卯酉圈的曲率半径, k 、 $k+1$ 表示步数统计。当外部定位信息可用时, 可通过卡尔曼滤波来更新 PDR 信息, 卡尔曼滤波模型为:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \Phi_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (3-15)$$

其中:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = [\delta\varphi_k \quad \delta\lambda_k \quad \delta\psi_k \quad \delta s_k \quad b_k]^T \quad (3-16)$$

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -s_k \sin \psi_k / (R_m + h) & \cos \psi_k / (R_m + h) & 0 \\ 0 & 1 & s_k \cos \psi_k / [(R_n + h) \cos \varphi_k] & \sin \psi_k / [(R_n + h) \cos \varphi_k] & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-17)$$

$$\mathbf{w}_k = [w_{N,k} / (R_m + h) \quad w_{E,k} / [(R_n + h) \cos \varphi] \quad w_\psi \quad w_s \quad w_b]^T \quad (3-18)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}$ 为状态矢量, Φ_k 为状态转移矩阵, \mathbf{w}_k 为噪声矢量。 $\delta\varphi$, $\delta\lambda$, $\delta\psi$, δs 以及 b 分别是纬度、精度、航向、步长以及垂向陀螺零偏补偿。

3.2 无线定位方法

无线定位方法是本文中组合导航方法的核心, 在本组合导航算法中同时利用到了 WIFI 信号和 BLE 信号。

3.2.1 基于 WIFI 的指纹识别算法

不同应用场景的热点分布情况也不同, 对于如商超这样的环境热点通常较为丰富需要考虑的是提高匹配效率, 对于如博物馆、展馆、停车场这样热点稀疏的场景需要提高算法匹配准确率。针对这两类场景的不同需求, 本文使用了两种优化方法。

3.2.1.1 WiFi 热点丰富环境下的搜索方法

相比于其他 WiFi 定位技术（三边定位、三角定位等），指纹匹配的计算量更大，特别是当 AP 数量多建筑面积大的情况下指纹数据库较大，此时全局搜索匹配效率更低。因此在这种热点丰富情况下，需要算法引入某种机制来减少搜索区域，将搜索范围限制在最近的历史位置周围。

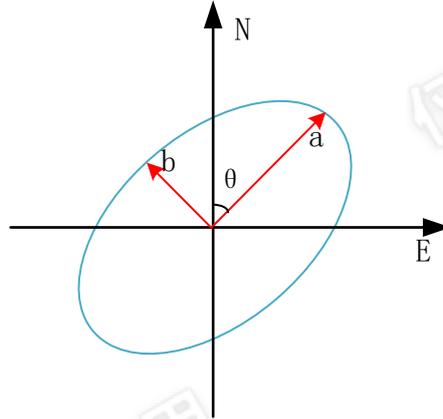


图 3-2 置信椭圆

本节给出了置信椭圆的搜索机制，将指纹匹配阶段的搜索区域限制在置信椭圆内。在北向、东向的导航坐标系下，置信椭圆如图所示，椭圆圆心为最临近定位结果，则半长轴 a ，半短轴 b 以及椭圆方位角 θ （北方向顺时针到长轴间的夹角）定义如下式所示：

$$a = s_e \cdot \sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_N^2 + \sigma_E^2) + \sqrt{\frac{1}{4}(\sigma_E^2 - \sigma_N^2)^2 + \sigma_{NE}^2}} \quad (3-19)$$

$$b = s_e \cdot \sqrt{\frac{1}{2}(\sigma_N^2 + \sigma_E^2) - \sqrt{\frac{1}{4}(\sigma_E^2 - \sigma_N^2)^2 + \sigma_{NE}^2}} \quad (3-20)$$

$$\theta = \frac{1}{2} \tan_4^{-1} \left(\frac{2\sigma_{NE}}{\sigma_E^2 - \sigma_N^2} \right) \quad (3-21)$$

其中 σ_E^2 、 σ_N^2 分别为东向和北向的位置误差方差； σ_{NE}^2 为北向相对东向的协方差。

$\tan_4^{-1}(\cdot)$ 为四象限反正切函数。 s_e 为比例因子，在定位的初始阶段由于缺乏先验信息因此位置并不准确，此时 s_e 要设置为较大值以避免排除了正确的 WiFi 定位结果，之后椭圆区域会随着导航结果越来越准确而不断减少，最后固定在 2 或者 3。

3.2.1.2 WiFi 热点稀疏环境下的差分识别算法

在信号空间中，信号指纹维度越大，参考点间信号空间欧氏距离越大，此时匹配准确度越高。为了提高在热点较少情况下的信号指纹维度，本文采用了对所有接收到的信号强度两两做差构建差分信号指纹的 DIFF 方法。

假定在 RP_i 处接收到了来自 n_r 个 AP 的 RSS，则使用两两作差可得到包含 $n_r(n_r - 1)/2$ 个分量的指纹。因此，差分指纹数据库内该点数据为：

$$DF_i = \{\mathbf{pos}_i, (mac_{i,12}, RSS_{i,12}), \dots, (mac_{i,jk}, RSS_{i,jk}), \dots, (mac_{i,(n_r-1)n_r}, RSS_{i,(n_r-1)n_r})\} \quad (5-22)$$

其中 $RSS_{i,jk} = RSS_{i,j} - RSS_{i,k}$ ， $1 \leq j < k \leq n_r$ ； $RSS_{i,j}$ 和 $RSS_{i,k}$ 分别为在 RP_i 处接收到的第 j 和第 k 个 AP 的 RSS； $mac_{i,jk}$ 为由第 j 和第 k 个 AP 的 MAC 地址组合成的标识； \mathbf{pos}_i 为 RP_i 的坐标。在定位阶段，通过在数据库中寻找与待测点差分信号指纹最接近的点作为定位结果。与原始 RSS 相比，差分 RSS 将指纹维度从 $O(n_r)$ 增加到了 $O(n_r^2)$ 。

对指纹识别而言，指纹维度的增加在大体上可增加匹配的准确度；相应的，维度的增加同时导致计算量的显著增加。考虑到精度和计算量的折衷，这种差分指纹算法适用在热点分布稀疏的环境下，或者其它需要牺牲计算效率来提升精度的应用。

3.2.2 基于 BLE 的三角定位算法

由于目前 IOS 系统只支持基于 BLE4.0 协议的 iBeacon 室内无线定位装置，再加上 iBeacon 具备推送功能，所以一些商超开始布设这种设备以满足 IOS 用户定位，同时通过 iBeacon 发布广告促销信息。从定位角度看，iBeaconBLE 信号的有效定位距离较短（5m~15m）但是它比 WIFI 信号更加稳定，因此 BLE 设备非常适合利用三角定位方法。

本节主要介绍三角定位。无线信号参数确定以及信号源位置推算将在第四章详细介绍。

3.2.2.1 无线信号传播模型

无线信号的发射强度和接收到的信号强度 RSS (received signal strength) 的关系通常利用对数距离路径损耗 (Log Distance Path Loss, LDPL) 模型, 具体公式如下(Goldsmith, 2005, Rai et al., 2012, Chintalapudi et al., 2010):

$$P_r = P_t - 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + K \quad (3-23)$$

其中 P_r 为距离 BLE 信号发射源 d m 处所接收到的信号强度值, P_t 为信号源发射的信号强度值。 γ 为路径损失指数, γ 值越大 RSS 值随距离衰减幅度越大, 在不同环境下 γ 值也不同, d_0 为信号场中的参考距离, 在空旷区域中 γ 通常设置为 2, 在多楼层建筑中取值区间为 [2,6]。无量纲常量参数 K 用来反映天线特性及平均信道衰减, 在空旷环境下距离信号源 d_0 处的 K 值可由下式确定:

$$K = 10 \log_{10} (G_t) + 10 \log_{10} (G_r) - 20 \log_{10} (4\pi d_0 / \lambda) \quad (3-24)$$

其中 λ 为无线信号波长, 分别为发射天线和接收天线增益。

在室内环境下无线信号经常被障碍物遮挡产生多路径效应、阴影效应等衰减, 可以假设阴影衰落为对数正态分布过程, 考虑到障碍无遮挡影响, 若用 R 表示阴影衰落值, 则 (3-23) 式可写为:

$$P_r = P_0 - 10\gamma \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) - R \quad (3-25)$$

其中, $P_0 = P_t + K$ 为距离信号源 d_0 处接收到的信号强度。当 $d_0=1$ 时, 上式可简化为:

$$RSS = -A - 10\gamma \log_{10} (d) \quad (3-26)$$

其中 $A = R - P_0$, A 值取值范围为 [0,100]。此式即为本文所采用的信号传播模型。

3.2.2.2 三角定位

无线定位方法是本文中组合导航方法的重要组成部分，由于 WiFi 热点广泛分布且作用距离较远，使得 WiFi 能够提供大范围的定位服务，但是 WiFi 信号易受到干扰，而且在实际应用中总会不可避免的存在一些信号盲区，因此不能保证实时定位精度，而 BLE 信号覆盖范围小定位精度高因此可以改善局部定位效果，BLE 定位和 WiFi 定位可以互为补充提高整个定位系统的精度和可靠性。

基于 BLE 的三角定位用到了最小二乘方法，利用接收端接收到的各 BLE 基站 RSS 值，使用信号传播模型确定用户位置，观测方程如下：

$$\text{RSS} = -10\gamma \log_{10} \left(\sqrt{(\mathbf{x}_B - x_u)^2 + (\mathbf{y}_B - y_u)^2} \right) - A + \mathbf{v} \quad (3-27)$$

其中为向量 $\mathbf{x}_B = (x_{B_1}, x_{B_2}, \dots, x_{B_k})^T$ ， $\mathbf{y}_B = (y_{B_1}, y_{B_2}, \dots, y_{B_k})^T$ 分别为各 BLE 基站坐标， $\text{RSS} = (\text{RSS}_{B_1}, \text{RSS}_{B_2}, \dots, \text{RSS}_{B_k})^T$ 是用户所在位置 (x_u, y_u) 接收到的各 BLE 基站信号强度集合。观测方程可写作下式：

$$h(\mathbf{x}) = -10\gamma \log_{10} \left(\sqrt{(\mathbf{x}_B - x_u)^2 + (\mathbf{y}_B - y_u)^2} \right) - A \quad (3-28)$$

其中待估参数状态矢量为 $\mathbf{x} = (x_u, y_u)$ ，最小二乘的观测矩阵则如下式所示：

$$\mathbf{H} = \frac{dh(\mathbf{x})}{d\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \frac{10\gamma(\mathbf{x}_{B_1} - x_u)}{d_1^2 \ln 10} & \frac{10\gamma(\mathbf{x}_{B_2} - x_u)}{d_2^2 \ln 10} & \dots & \frac{10\gamma(\mathbf{x}_{B_k} - x_u)}{d_k^2 \ln 10} \\ \frac{10\gamma(\mathbf{y}_{B_1} - y_u)}{d_1^2 \ln 10} & \frac{10\gamma(\mathbf{y}_{B_2} - y_u)}{d_2^2 \ln 10} & \dots & \frac{10\gamma(\mathbf{y}_{B_k} - y_u)}{d_k^2 \ln 10} \end{bmatrix} \quad (3-29)$$

其中 $d_i = \sqrt{(\mathbf{x}_{B_i} - x_u)^2 + (\mathbf{y}_{B_i} - y_u)^2}$ 为用户所在位置到 BLE 基站 B_i 处的距离，观测量的协方差阵可写作下式：

$$\mathbf{R} = \sigma_0^2 \mathbf{Q} \quad (3-30)$$

\mathbf{Q} 是 \mathbf{R} 阵的协因数矩阵 σ_0^2 为先验方差，由于各 BLE 基站的观测量相互独立，故为对角矩阵：

$$\mathbf{Q} = \text{diag}(Q_{11}, Q_{22}, \dots, Q_{kk}) \quad (3-31)$$

其中 $Q_{11}, Q_{22}, \dots, Q_{kk}$ 为对角线元素。

3.3 室内磁场匹配

2.5.3 节介绍了关于磁场匹配的相关研究，磁场匹配的基本思路是利用运动轨迹进行轮廓匹配。文献(Subbu et al., 2013)为最早关于室内地磁场匹配定位的研究，文中主要讨论了方法的可行性，在匹配过程中只考虑用户向前走动轨迹的匹配，在这种情况下，使用动态时间规整（Dynamic Time Warping, DTW）算法，利用一维磁场强度模长序列作为匹配序列和参考序列进行匹配。

DTW 算法最早用在语音识别领域，用来进行自动语音模式识别，并被广泛应用在需要对发生徐变变形的特征进行匹配的应用中，如图像匹配、数据挖掘等。

DTW 的基本思想介绍如下：

由于时间序列发生了时变，我们不能直接比较传统欧氏距离，DTW 算法被用来比较发生时变的两组时间序列。假设待匹配序列为 $\mathbf{S}(i)$ 其中 $i = 1, \dots, m$ ，参考序列为 $\mathbf{M}(j)$ 其中 $j = 1, \dots, n$ ，两个矢量长度不一定相同。该算法首先定义距离矩阵 \mathbf{d} ， \mathbf{d} 矩阵中的每个元素为两个时间序列相应元素的差方即：

$$\mathbf{d}(i, j) = (\mathbf{S}(i) - \mathbf{M}(j))^2 \quad (3-32)$$

然后定义 DTW 累计距离矩阵 \mathbf{D} ，该矩阵被用来累计两个时间序列每对之间的 DTW 距离，其定义如下：

$$\mathbf{D}(i, j) = \mathbf{d}(i, j) + \min(\mathbf{D}(i-1, j-1), \mathbf{D}(i-1, j), \mathbf{D}(i, j-1)) \quad (3-33)$$

得到矩阵后，那么最右下角元素 $\mathbf{D}(m, n)$ 即为最短路径累计距离之和(de Mello and Gondra, 2008)。具体算法过程如下表所示：

1. **For** $i = 0$ to $m-1$
2. **For** $j = 0$ to $n-1$
3. $\mathbf{d}(i, j) = (\mathbf{S}(i) - \mathbf{M}(j))^2$;
4. **End for**
5. **End for**
6. $\mathbf{D}(0, 0) = \mathbf{d}(0, 0)$;
7. **For** $i = 1$ to $m-1$
8. $\mathbf{D}(i, 0) = \mathbf{d}(i, 0) + \mathbf{D}(i-1, 0)$;

```

9.          For j=1 to n-1
10.         D(0, j) = d(0, j) + D(0, j-1);
11.         D(i, j) = d(i, j) + ...
                min(D(i-1, j), D(i-1, j-1), D(i, j-1))
12.       End for
13. End for
    
```

而在磁场匹配的实际应用中若只考虑磁场强度的时间序列不考虑用户实际运动状况，那么匹配成功率很低，因此还需要利用用户的轨迹信息以提高匹配成功率。本文所采用的匹配序列为磁场强度时间序列和坐标序列组成的 3 维矢量，因此用到了多维动态时间规整（Multidimensional Dynamic Time Warping, MD-DTW）。

如果采用将多维矢量在每个维度上分别进行 DTW 处理然后将各维距离相加来判断多维时间序列间的相似性的方法，那么所同步的点将不会是同一个点，无法体现各维向量的相关性，有效信息不能得到充分利用。为了实现多维向量间的匹配，文献(ten Holt et al., 2007)提出了 MD-DTW 算法用来手势识别，实现了矢量长度不同情况下的多维向量轮廓匹配。

MD-DTW 的核心思想是重新定义距离矩阵，设待匹配磁场轮廓序列为 $\mathbf{S}_u = (m_{u_i}, \varphi_{u_i}, \lambda_{u_i}), i \in [1, m]$ ，其中 m_{u_i} 为用户在 u_i 点所测得的磁场强度， $(\varphi_{u_i}, \lambda_{u_i})$ 为用户纬度和经度；参考磁场轮廓为 $\mathbf{M}_r = (m_{r_j}, \varphi_{r_j}, \lambda_{r_j}), j \in [1, n]$ ，其中 m_{r_j} 为参考点磁场强度， $(\varphi_{r_j}, \lambda_{r_j})$ 为参考点纬度经度。则距离矩阵 \mathbf{d} 定义为：

$$\mathbf{d}(i, j) = (m_{u_i} - m_{r_j})^2 + (\varphi_{u_i} - \varphi_{r_j})^2 + (\lambda_{u_i} - \lambda_{r_j})^2 \quad (3-34)$$

故其体现了相同点各维度的相关性，MD-DTW 算法步骤如下：

- (1) 将 \mathbf{S} 和 \mathbf{M} 各维度矢量正交化为零均值单位方差序列；
- (2) 按照(3-32)式计算 \mathbf{d} ；
- (3) 按照上文 DTW 算法计算得到矩阵 \mathbf{D} ；

为了提高匹配效率，在获取 WiFi 定位结果后，可用 WiFi 粗定位结果来缩小磁场匹配区域。

3.4 组合导航算法

为了有效利用各定位手段信息发挥各自优势,本文采用了如图所示的组合导航方法。PDR 作为组合导航算法骨干提供连续行人轨迹, WiFi、BLE、磁强计提供位置修正信息,其中 BLE 的定位精度高且定位结果最可靠,可作为参考位置,但是在目前的大多数应用场景中它分布有限。磁场匹配定位精度较高同样可以作为参考位置,但是由于磁场特征分布也具有不确定性,因此也只能作为补充手段,主要作用是修正定位结果提高系统精度。

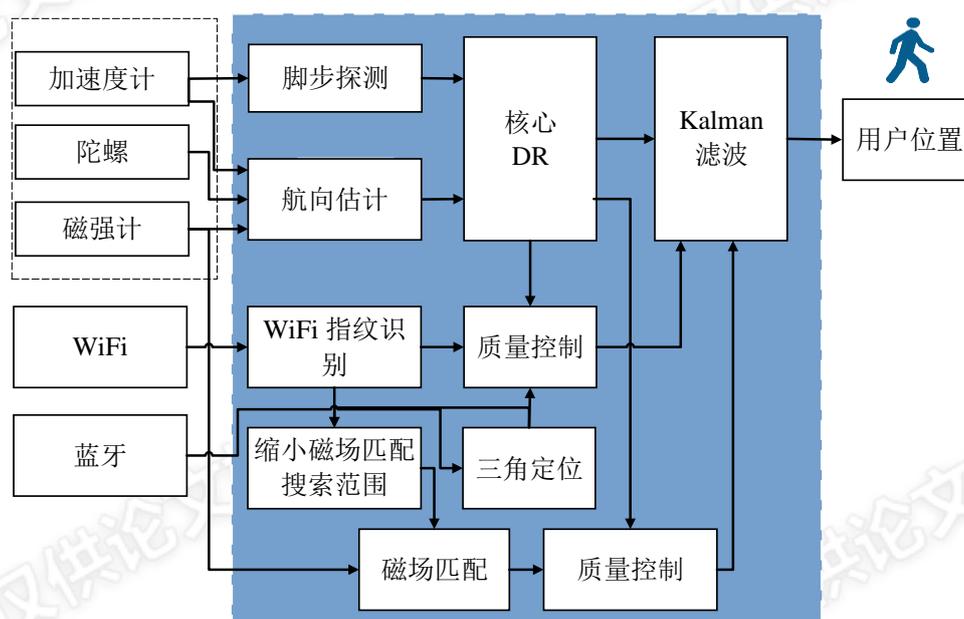


图 3-3 组合导航算法结构

下面介绍本文设计的组合导航算法, 状态向量为:

$$X = [\varphi \quad \lambda \quad s \quad \psi]^T \quad (3-35)$$

其中 λ 、 φ 分别为经纬度, s 为行人步长, ψ 为航向。

观测向量为:

$$Z = [\varphi_r \quad \lambda_r \quad s_p \quad \psi_p]^T \quad (3-36)$$

其中 φ_r 、 λ_r 为无线定位信号给出的定位结果, s_p 为步长估计模型给出的步长, ψ_p 为经过改正后获得的航向。

状态方程为:

$$\begin{cases} \varphi_k = \varphi_{k-1} + s_{k-1} \cos \psi_{k-1} + w_\varphi \\ \lambda_k = \lambda_{k-1} + s_{k-1} \sin \psi_{k-1} + w_\lambda \\ s_k = s_{k-1} + w_s \\ \psi_k = \psi_{k-1} + w_\psi \end{cases} \quad (3-37)$$

w_φ 、 w_λ 、 w_s 、 w_ψ 均为零均值白噪声。

量测方程为：

$$\begin{cases} \varphi_{rk} = \varphi_k + w_{\varphi r} \\ \lambda_{rk} = \lambda_k + w_{\lambda r} \\ s_{pk} = s_k + w_{sp} \\ \psi_{pk} = \psi_k + w_{\psi p} \end{cases} \quad (3-38)$$

$w_{\varphi r}$ 、 $w_{\lambda r}$ 、 w_{sp} 、 $w_{\psi p}$ 均为零均值白噪声。

状态转移矩阵为：

$$\Phi_k \approx \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cos \psi_{k-1} & -s_{k-1} \sin \psi_{k-1} \\ 0 & 1 & \sin \psi_{k-1} & s_{k-1} \cos \psi_{k-1} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-39)$$

观测矩阵为：

$$H_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3-40)$$

系统噪声矩阵为：

$$Q_k = \begin{bmatrix} \sigma_\varphi^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_\lambda^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_s^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \sigma_\psi^2 \end{bmatrix} \quad (3-41)$$

质量控制包括三个层面：当 BLE 定位结果可用时，利用 BLE 结果来确定 WiFi 定位结果的不确定程度；利用 BLE 定位结果修正 DR 位置信息，当 BLE 定

位结果不可用时，利用 WiFi 定位结果来修正 DR 结果；利用 BLE/WiFi/DR 结果来缩小地磁匹配的搜索范围。

3.5 小结

本章在上一章的基础上进一步阐述了基于手机内置惯性传感器的航迹推算方法、基于 WiFi 的指纹识别及搜索方法、基于 BLE 的三角定位、以及基于磁强计的室内磁场匹配，提出了 WiFi/BLE/PDR/MM 组合的多源融合定位技术。

在整个定位系统中 WiFi 信号提供了大范围的定位信息，BLE、地磁虽然在空间可用性上不高，但是定位精度高，作为 WiFi 定位的补充信息可有效提高整个系统的定位精度，PDR 可提供短期连续精确结果，减少定位时出现跳点，提高系统可靠性。组合定位系统充分利用各种定位源的互补性，利用多层质量控制，通过融合提高系统的定位的精度、可用度和抗差能力。

第4章 基于 PDR 的导航数据库快速建立方法

为了解决导航数据库的建设效率问题，本文提出了导航数据库的快速建立方法。利用 PDR 算法结合室内电子地图，测绘人员用手机或者专门的接收端在事先规划好的数据库建立轨迹上行走，通过事后处理来建立导航数据库。

4.1 利用室内地图的数据库建立方法

4.1.1 室内导航数据库建立

本文的导航数据库结构示意图如下所示：

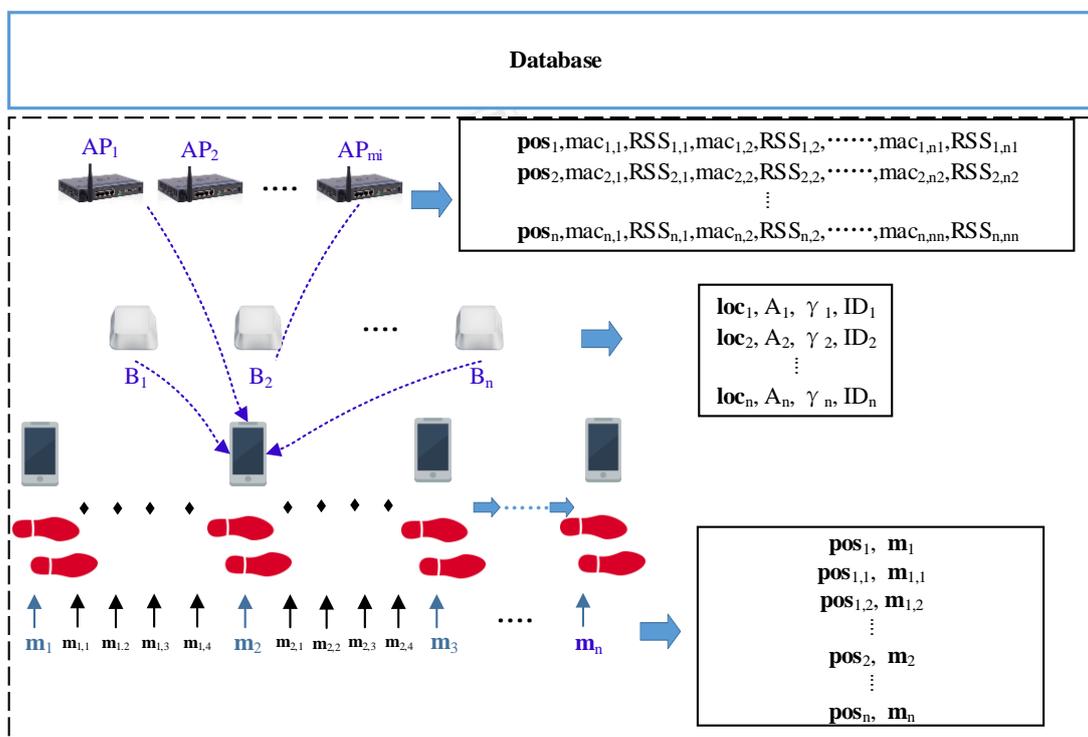


图 4-1 导航数据库

本文的导航数据库包含 WiFi 指纹数据库、BLE 数据库和磁场轮廓数据库。WiFi 指纹数据库格式包含参考点坐标以及接收到的相应热点 MAC 地址及其信号强度；BLE 数据库包括 BLE 安装位置、ID 以及无线传播参数；磁场轮廓数据库包含了建立数据库时的 PDR 轨迹坐标及其相应磁场强度。

WiFi 指纹格式按照所采用的指纹匹配方法选择不同的格式，图示为传统指纹匹配数据库，如果选用差分指纹定位，则差分指纹数据库格式如 3.2.1.2 节所定

义。在 3.3 节中介绍了本文所采用的磁场数据库格式，为了消除手机姿态对于磁场匹配的影响，本方法并没有采用磁强计所测各轴向磁场强度，而是直接采用总磁场强度即磁场强度矢量模。

提前在楼层平面图上设计好轨迹后，利用地图辅助 PDR 来完成轨迹的校准（利用拐角和路口坐标、走廊方向等信息）从而建立起导航数据库。

4.1.2 无线热点定位和传播模型确定

在 3.2.2 节中提到为了提高 BLE 定位精度，需要在事先测绘阶段确定 BLE 基站的信号传播模型参数，考虑到实际中一些情况下 BLE 基站布设信息无法获取，还需要确定 BLE 基站的布设位置。在导航数据库的建立过程中我们可以通过准确的轨迹信息，利用最小二乘算法估计 BLE 基站的位置以及信号传播模型参数 A 和 γ 。另外我们在建立导航数据库过程中也可以估计 AP 位置和传播参数，用在利用 WiFi 进行三角定位的系统中(Zhuang et al., 2015)，同时也可作为室外定位的补充信息（AGPS）。

将 (3-27) 式化为最小二乘的隐式形式 $f(\mathbf{x}, \mathbf{L}) = 0$ 如下式，此时的待估参数矢量为 $\mathbf{x} = (x_B, y_B, \gamma, A)^T$ ，观测向量为 $\mathbf{L} = (\mathbf{x}_u, \mathbf{y}_u, \mathbf{RSS})^T$

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{L}) = (x_B - \mathbf{x}_u)^2 + (y_B - \mathbf{y}_u)^2 - 10 \frac{\mathbf{RSS} + A}{5\gamma} = 0 \quad (4-1)$$

其中 $\mathbf{x}_u = (x_{u_1}, x_{u_2}, \dots, x_{u_k})^T$ ， $\mathbf{y}_u = (y_{u_1}, y_{u_2}, \dots, y_{u_k})^T$ ，为通过 PDR 算法推算的测量轨迹各点坐标，共有 k 个轨迹点； $\mathbf{RSS} = (RSS_1, RSS_2, \dots, RSS_k)^T$ 为测量轨迹各点所采集到的 BLE 基站的信号强度。则观测向量的协方差矩阵为：

$$C_L = \text{diag}(\sigma_{x_{u_1}}^2, \sigma_{y_{u_1}}^2, \sigma_{RSS_1}^2, \dots, \sigma_{x_{u_k}}^2, \sigma_{y_{u_k}}^2, \sigma_{RSS_k}^2) \quad (4-2)$$

其中 $\sigma_{x_{u_i}}^2$ 、 $\sigma_{y_{u_i}}^2$ 、 $\sigma_{RSS_i}^2$ 为 x_{u_i} 、 y_{u_i} 、 RSS_i 的方差，位置坐标方差由 PDR 导航结果提供。

因为 $f(\mathbf{x}, \mathbf{L})$ 为非线性函数，还需要将其线性化，这里用泰勒级数将其展开为形式 $\mathbf{A}\boldsymbol{\delta} + \mathbf{B}\mathbf{v} + \mathbf{w} = 0$ ，线性化模型如下：

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{L}) = f(\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0) + \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0} \boldsymbol{\delta} + \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{L}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0} \mathbf{v} = 0 \quad (4-3)$$

其中 $\mathbf{w} = f(\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0)$ 为闭合差矢量, $\mathbf{A} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0}$, $\mathbf{B} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{L}} \right|_{\mathbf{x}_0, \mathbf{L}_0}$ 为相应设计矩阵, 下

两式给出了具体形式:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2(x_0 - x_{u_1}) & 2(y_0 - y_{u_1}) & -10 \frac{\frac{RSS_1 + A_0}{5n_0} \ln 10 (RSS_1 + A_0)}{5n_0^2} & 10 \frac{\frac{RSS_1 + A_0}{5n_0} \ln 10}{5n_0^2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 2(x_0 - x_{u_k}) & 2(y_0 - y_{u_k}) & -10 \frac{\frac{RSS_k + A_0}{5n_0} \ln 10 (RSS_k + A_0)}{5n_0^2} & 10 \frac{\frac{RSS_k + A_0}{5n_0} \ln 10}{5n_0^2} \end{bmatrix} \quad (4-4)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -2(x_0 - x_{u_1}) & -2(y_0 - y_{u_1}) & 10 \frac{\frac{RSS_1 + A_0}{5n_0} \ln 10}{5n_0} & \\ & & \ddots & \\ & & & -2(x_0 - x_{u_k}) & -2(y_0 - y_{u_k}) & 10 \frac{\frac{RSS_k + A_0}{5n_0} \ln 10}{5n_0} \end{bmatrix} \quad (4-5)$$

利用最小二乘公式可得如下表达式:

$$\hat{\boldsymbol{\delta}} = -\left(\mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{A}\right)^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{w} \quad (4-6)$$

$$\hat{\mathbf{k}} = (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} + \mathbf{w}) \quad (4-7)$$

$$\hat{\mathbf{v}} = -\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T \hat{\mathbf{k}} \quad (4-8)$$

其中, \mathbf{w} 、 $\hat{\boldsymbol{\delta}}$ 、 $\hat{\mathbf{v}}$ 的协方差阵分别为:

$$\mathbf{C}_w = (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1}$$

$$\mathbf{C}_{\hat{\boldsymbol{\delta}}} = \left(\mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{A}\right)^{-1} \quad (4-9)$$

$$\mathbf{C}_{\hat{\mathbf{v}}} = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \left[\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1} - \mathbf{A} \left(\mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{A}\right)^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{B}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{B}\mathbf{P}^{-1} \right]$$

从而可以得到改正后参数为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_0 + \hat{\boldsymbol{\delta}} \quad (4-10)$$

$$\hat{\mathbf{L}} = \mathbf{L}_0 + \hat{\mathbf{v}} \quad (4-11)$$

经过迭代运算, 直到 $\hat{\boldsymbol{\delta}}_i - \hat{\boldsymbol{\delta}}_{i-1}$ 小于阈值。

4.2 不依赖地图的数据库建立方法

在无法得到准确地图信息或者其他条件不允许的情况下,本文也给出了快速导航数据库建立方法。在无法有效利用室内地图的情况下,就需要借助其他手段来修正 PDR 信息,本文提出了利用室外 GNSS 信息辅助的数据库建立方法,通过后处理来提高 PDR 结果精度的导航数据库建立方法。由于在室外可以得到较为精确的 GNSS 定位结果,因此在设计轨迹时将轨迹起始点和结束点均放置在室外。数据后处理很少用在实时导航中,主要用在在移动测图等应用场景,实验结果表明通过后处理,导航结果有很大提高。

考虑到在实际中用户经常会在建筑物内进出,本方法也可以用在数据库的众包更新中。

4.2.1 基于反向数据的平滑

为了充分利用所有观测值,求得最优估计,需要对数据做平滑处理,特别是消费类电子产品中的传感器误差较大,难以有效利用,因此更需要对数据进行平滑来优化导航结果。

RTS 算法是一种固定窗口的平滑器,作为一种反向平滑算法,RTS 的优势在于计算量小。不需要进行全套的反向计算,只需要根据正向滤波的结果和协方差矩阵,推算反向的协方差矩阵并结合正向滤波。RTS 被广泛用于车载、机载、管道载体的导航和移动测绘任务。

但是,对于行人导航的情况而言,使用 RTS 面临独特的挑战,即行人导航不确定性更大,可能导致卡尔曼滤波模型不准确(即使用的模型和实际情况不完全对应)。当卡尔曼结果收敛时,因为 RTS 对正向卡尔曼滤波的误差协方差阵有很强的依赖性,因此将导致在导航的后半段 P 阵已经过小的时候,过分相信正向滤波的结果。因为行人导航条件复杂,所以这种情况很难避免。

本文提出了一种利用正向机械编排得到反向导航结果的方法,结合正向导航结果获得双向平滑结果。为了利用正向机械编排得到反向导航结果,需要对数据进行反向处理,使得轨迹的终点作为起始位置反向运动至轨迹的起点。数据的后向处理过程如下:

加速度计数据的处理:首先移除加速度计读数中的重力部分,以及地球自转影响部分,然后将所得数据取负,最后将移除的部分再加上此时的结果。

体坐标系下的重力部分可由下式计算:

$$\mathbf{g}^b = \mathbf{C}_n^b \mathbf{g}^n \quad (4-12)$$

其中 $\mathbf{g}^n = [0 \ 0 \ g]^T$ 为导航系下的重力矢量， g 为当地重力加速度值，为方向余弦矩阵，其表达式如下：

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & \cos \theta \sin \psi & -\sin \theta \\ -\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi & \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi & \sin \phi \cos \theta \\ \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi & -\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4-13)$$

ϕ 、 θ 、 ψ 分别为横滚角、俯仰角和偏航角。

则 b 系下的重力矢量表达式为：

$$\mathbf{g}^b = [-g \sin \theta \quad g \sin \phi \cos \theta \quad g \cos \phi \cos \theta]^T \quad (4-14)$$

横滚、俯仰以及偏航三个姿态角可由 3.1.1 节给出的公式得到。

比力观测中地球自转造成的影响，即哥氏力为：

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{cori}^b &= \mathbf{C}_n^b \mathbf{f}_{cori}^n \\ \mathbf{f}_{cori}^n &= (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}^n \end{aligned} \quad (4-15)$$

其中 \mathbf{f}_{cori}^b 、 \mathbf{f}_{cori}^n 分别为 b 系和 n 系下的哥氏力。 \mathbf{v}^n 是载体速度， $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 为地球自转速度， $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 为载体运动引起的旋转速度。

将地球重力和哥氏力从比力中移除：

$$\mathbf{a}^b = \tilde{\mathbf{f}}^b + \mathbf{g}^b - \mathbf{f}_{cori}^b \quad (4-16)$$

其中 \mathbf{a}^b 为载体加速度， $\tilde{\mathbf{f}}^b$ 为加速度计观测矢量。

如果行人速度为 1~10m/s，那么 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 的级数为 $10^{-7} \sim 10^{-6}$ rad/s，而地球自转速度级数为 10^{-5} rad/s，因此哥氏力 \mathbf{f}_{cori}^b 级数为 $10^{-5} \sim 10^{-4}$ m/s²。所以当用户设备采用低端加速度计时， \mathbf{f}_{cori}^b 要比加速度计观测误差小几个数量级，可以忽略不计。

将上式中的载体加速度取负，同时加上移除的地球重力和哥氏力，得到了经过后向处理的加速度计观测矢量：

$$\tilde{\mathbf{f}}_{back}^b = -\tilde{\mathbf{f}}^b - 2\mathbf{g}^b + 2\mathbf{f}_{cori}^b \quad (4-17)$$

陀螺数据的后向处理：将观测值中地球自转引起的部分移除后取负，然后再将移除部分加回。

b 系下的地球自转速度为：

$$\boldsymbol{\omega}_{ie}^b = \mathbf{C}_n^b \boldsymbol{\omega}_{ie}^n \quad (4-18)$$

则后向处理后的陀螺读数为：

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{back}^b = \tilde{\boldsymbol{\omega}}^b + 2\boldsymbol{\omega}_{ie}^b \quad (4-19)$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{back}^b$ 、 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}^b$ 分别为后向和前向陀螺读数矢量。当用户设备采用低端陀螺仪时，地球自转速度要比传感器误差小数个量级，此时地球自转项可以略去。

磁强计数据的后向处理：首先将 b 系下的磁场观测量转换至 n 系，即

$$\mathbf{m}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{m}^b \quad (4-20)$$

其中 \mathbf{m}^b 、 \mathbf{m}^n 分别为 b 系和 n 系下的磁场强度矢量。

然后将磁场矢量 $\mathbf{m}^n = [m_N \quad m_E \quad m_D]^T$ 中的水平方向成分取负：

$$\mathbf{m}_0^n = [-m_N \quad -m_E \quad m_D]^T \quad (4-21)$$

\mathbf{m}_0^n 即为后向处理之后的 n 系下的磁强计观测量，则后向处理后 b 系磁强计数据为：

$$\mathbf{m}_0^b = \mathbf{C}_n^b \mathbf{m}_0^n \quad (4-22)$$

在后向处理中，由 GNSS、WiFi 等确定的位置坐标保持不变，GNSS 测得的速度矢量中的北向和东向取负，垂向保持不变。

为了得到反向机械编排的导航结果，还需要将反向处理后的观测数据从最后一个历元到第一个历元进行翻转。反转后第 k 个历元的时标由下式计算：

$$t_k' = t_s + t_e - t_k \quad (4-23)$$

其中 t'_k 、 t_k 分别为第 k 个历元的后向数据时间和前向数据时标， t_s 、 t_e 分别为第一个历元和最后一个历元的时标。为了保持各类传感器数据时标一致，各传感器时标应当采用同样的 t_s 和 t_e 值。

观测数据后向处理完毕后，还需要设置后向数据加速计和陀螺零偏初始值：

$$\mathbf{b}' = -\mathbf{b} \quad (4-24)$$

其中 \mathbf{b} 为后向陀螺或加速度计零偏， \mathbf{b}' 为相应前向零偏，可由前向导航结果给出。后向陀螺和加速度计数据的比例因子以及交轴耦合和前向数据保持一致。

4.2.2 平滑后处理

利用后向数据得到反向机械编排结果后，通过进一步后处理就可以得到更优的导航结果从而提高导航数据库的准确性。本文采用结合前向机械编排结果和后向机械编排结果进行双向平滑的后处理方式：

$$\hat{\mathbf{x}}_{sm,k} = \mathbf{P}_{sm,k} (\mathbf{P}_{f,k}^{-1} \mathbf{x}_{f,k} + \mathbf{P}_{b,k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{b,k}) \quad (4-25)$$

$$\mathbf{P}_{sm,k} = (\mathbf{P}_{f,k}^{-1} + \mathbf{P}_{b,k}^{-1})^{-1} \quad (4-26)$$

其中角标 f 、 b 和 sm 分别表示前向结果、后向结果以及平滑结果。 $\hat{\mathbf{x}}$ 为估计的状态矢量 $\hat{\mathbf{x}} = [\varphi \quad \lambda \quad \psi \quad s \quad b]$ ， \mathbf{P} 为 $\hat{\mathbf{x}}$ 的协方差矩阵。 \mathbf{P}_f 和 \mathbf{P}_b 可由卡尔曼滤波的黎卡提方程得到。

当有外部观测信息如 GPS 时，可用黎卡提方程更新 \mathbf{P} 阵。

本节给出了一种在没有地图修正信息情况下，只利用手机传感器导航结果训练导航数据库的方法。由于 MEMS 传感器发散迅速只能提供短期精度，因此本方法利用进出建筑物的不同轨迹同时限制轨迹时长的数据来建立导航数据库。这个简单的策略能够有效控制导航误差。由于数据采集轨迹的起始阶段和最后阶段均有 GNSS 信号提供精确位置，通过采用后处理的方式能够提高传感器导航结果，在第 6 章实验部分将证明本方法的有效性。

4.3 小结

针对实际应用中遇到的不同场景，提出了基于地图辅助 PDR 的室内导航数据库建立方法，以及不依赖于地图，利用进出建筑物轨迹通过双向滤波建立导航数据库的方法。

本方法不需要限制测绘人员走动直线轨迹和匀速行走，第 6 章相关实验证明此方法比传统单点采集方法效率提高了 75% 以上，而且采用本章方法建立的导航数据库质量和使用单点方法建立的数据库相比，导航精度基本相同。

第5章 基于多传感器组合的导航数据库众包更新及其 定量化质量评估

这一章将介绍基于本导航方法的众包数据质量评估方法。由于 AP 数量的变化、环境变化（布局改变、装修）等影响，导航数据库在建立后仍需要定期更新维护，众包更新的有两种思路：主动式众包和被动式众包。

主动式的导航数据库众包更新方法需要用户的主动参与，这就要求用户能够配合，不仅会影响用户体验而且无法检核用户提供的数据(Bolliger et al., 2009)。

在绪论中提到，目前利用被动式众包方法进行数据库更新的前提是已经获得准确的用户轨迹，然后通过地图匹配等手段来确定轨迹坐标，从而完成对导航数据库的更新。从各式各样运动复杂、质量不一的海量用户数据中，如何获取准确的用户轨迹及其相应导航信号，既需要稳健的导航算法，也需要可靠的众包数据质量评估模型。

为了获取所需的众包数据，本文提供了这样的思路：通过某种评估标准来挑选出符合要求的用户数据，然后进一步优化数据得到可靠的用户轨迹。

首先介绍研究中各类众包数据库质量影响因素。

5.1 众包数据库质量影响因素

用户处在不同的运动模式下，手机也处在不同的放置位置和运动状态，会对 PDR 算法造成不同程度的影响，除此之外手机所处的不同状态也可能会对信号采集质量造成影响。

5.1.1 行人运动模式

基于移动终端的室内行人导航的一个难点就是手机运动模式的多样性和不可预测性，即手机可能经历不同的姿态、角速度以及线速度。手机在不同运动模式下会对 PDR 导航结果造成不同影响，因为单一的 PDR 算法很难保证在所有的运动模式下都有效。

图 5.1–5.4 展示了四种典型运动模式，包括手持端平、打电话、随手摆动和口袋模式下，手机内置陀螺和加速度计的典型输出信号。

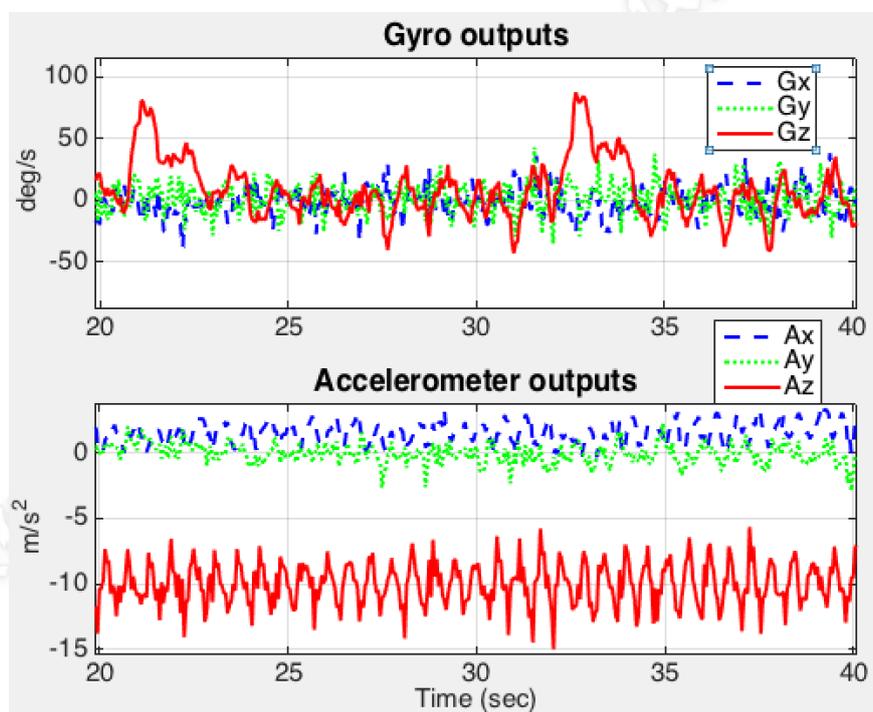


图 5-1 手持端平动态下的典型陀螺和加速度计信号

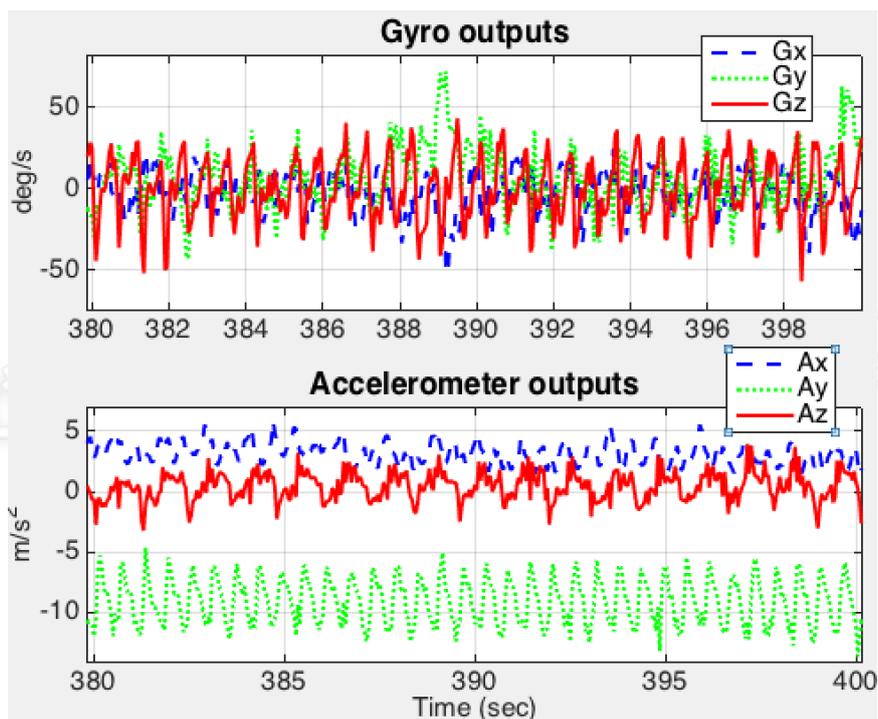


图 5-2 打电话动态下的典型陀螺和加速度计信号

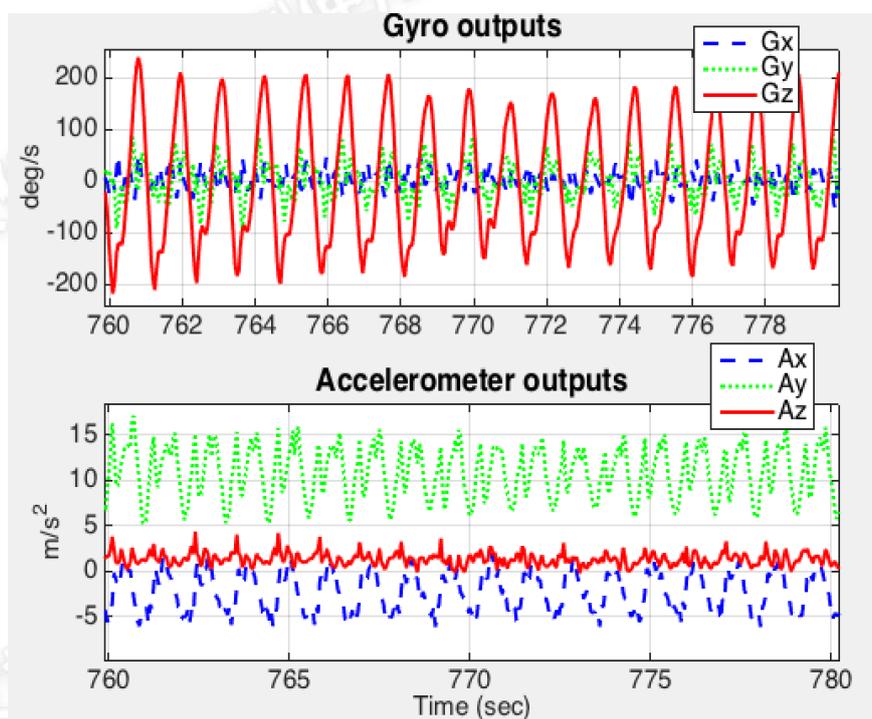


图 5-3 打电话动态下的典型陀螺和加速度计信号

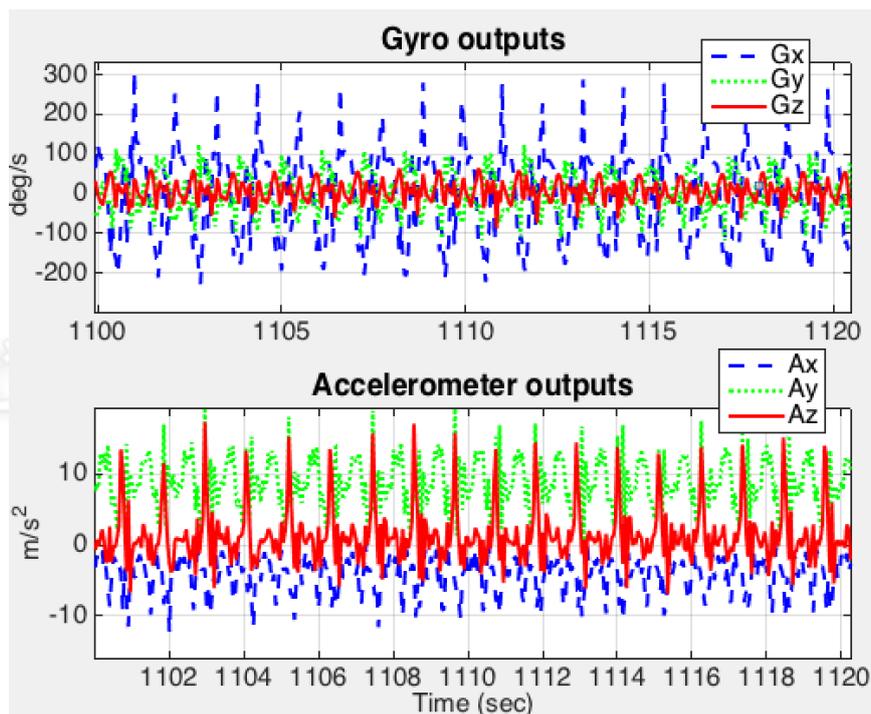


图 5-4 口袋模式下的典型陀螺和加速度计信号

由图 5.1-5.4 可以看出，各动态下行人运动模式均出现了明显的周期性特征。例如，端平或者打电话的情况下，直线行走时三轴陀螺信号均不显著，仅当拐弯时才在垂向方向出现明显角速度（端平情况下 Z 轴陀螺近似朝向垂直方向，打电话时 Y 轴陀螺最接近垂向）；而随手摆动或者口袋模式下，则存在显著的角速度。角速度的峰值超过了 200 deg/s。随手摆动时明显的角速度出现在了 Z 轴，而本例中口袋模式时，角速度出现在了 X 轴（实际情况中，口袋模式下的角速度轴线跟手机在口袋中的姿态有关）。

同样，而对于加速度计信号而言，随手摆动和口袋模式下加速度大小和方向要显著强于手持端平和打电话。手持端平时 Z 轴加速度计信号最显著，而打电话模式下则是 Y 轴最为显著。

图 5.5-5.12 分别展示了一次手持端平、打电话、随手摆动和放在口袋模式下的 PDR 导航结果，包括水平姿态（俯仰、横滚角）、航向角，以及 PDR 轨迹。为了突出运动模式对 PDR 算法的影响，所有数据都进行过陀螺标定和补偿，以隔离其影响。

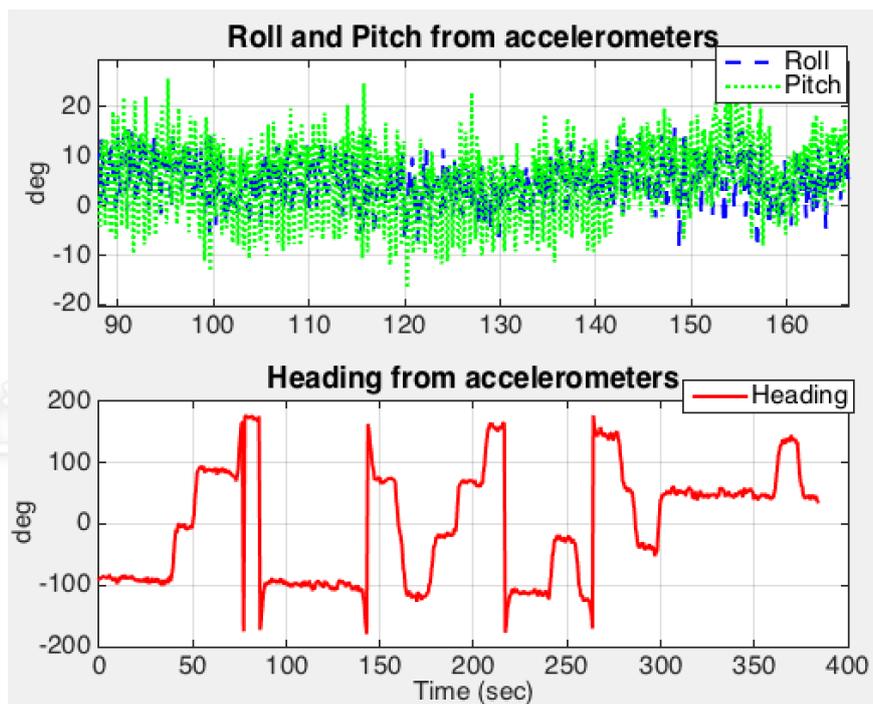


图 5-5 手持端平模式下实验的水平姿态角和航向角结果

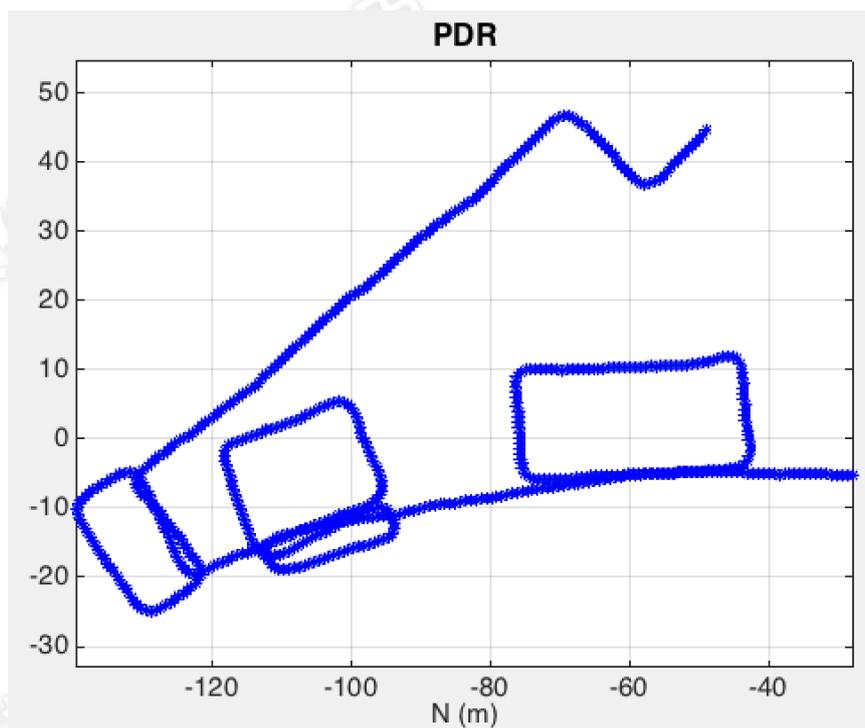


图 5-6 手持端平模式下实验的 PDR 结果

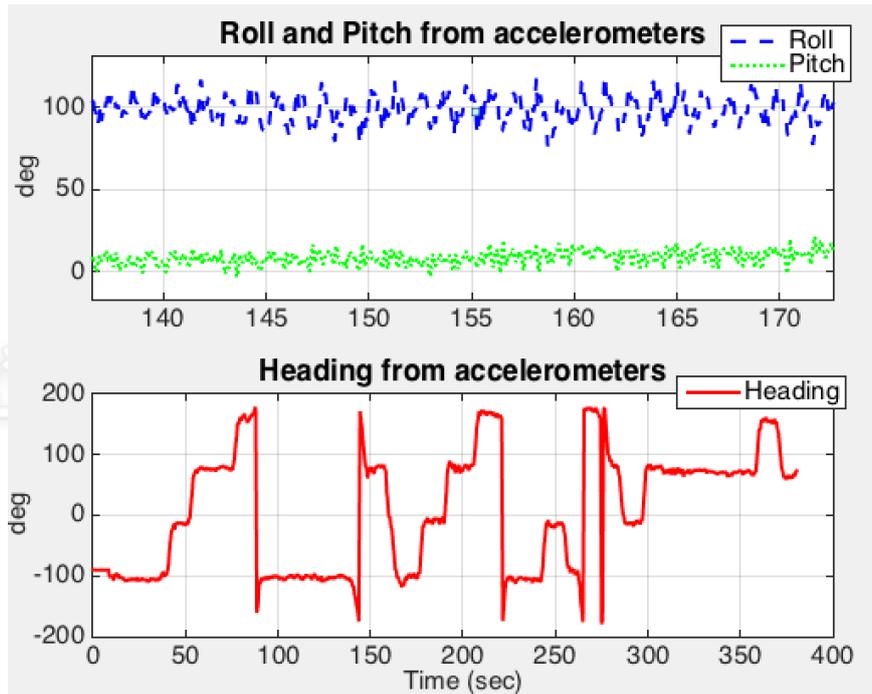


图 5-7 打电话模式下实验的水平姿态角和航向角结果

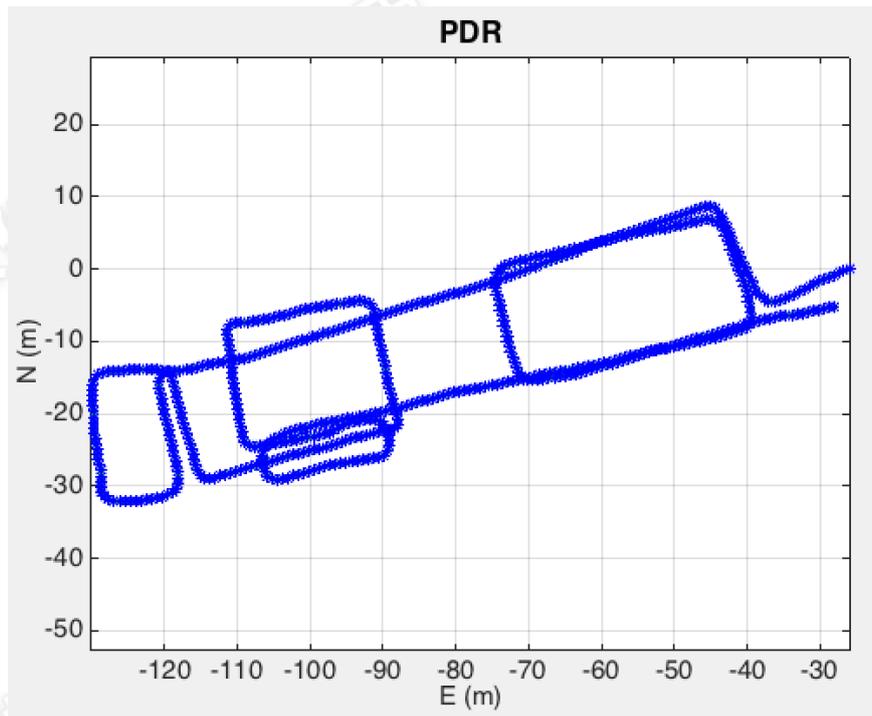


图 5-8 打电话模式下实验的 PDR 结果

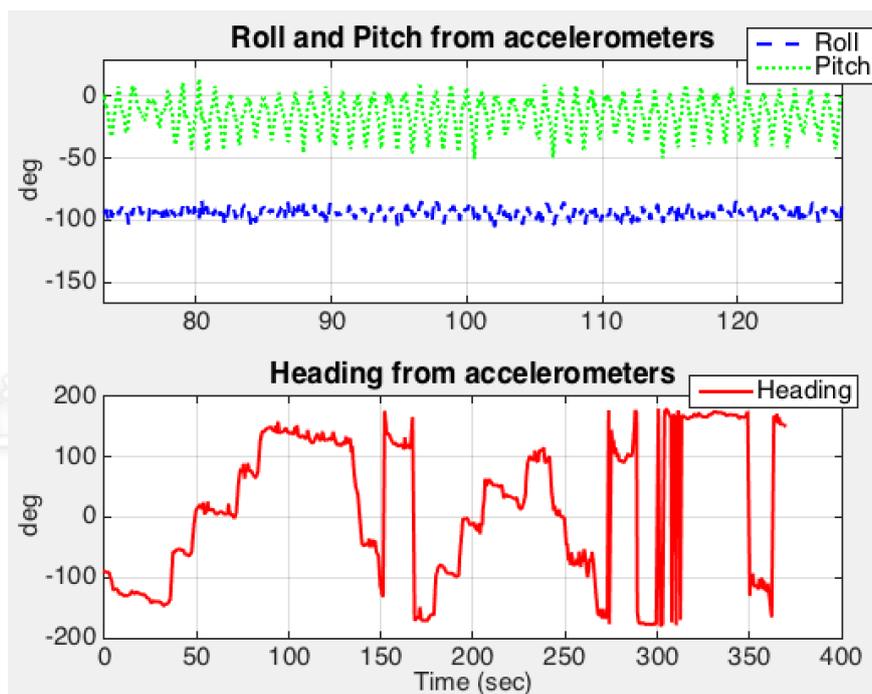


图 5-9 随手摆动模式下实验的水平姿态角和航向角结果

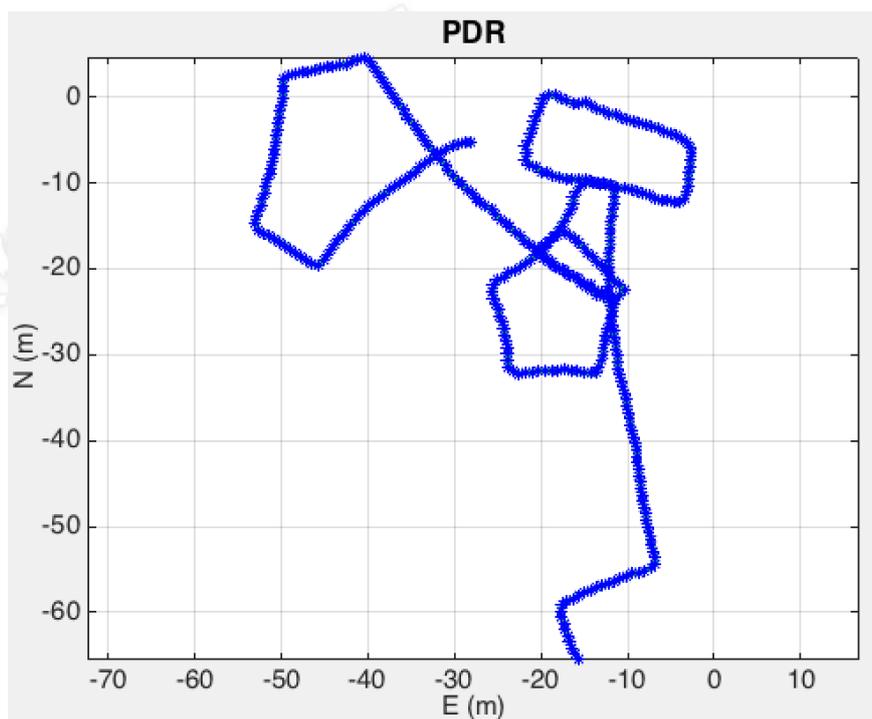


图 5-10 随手摆动模式下实验的 PDR 结果

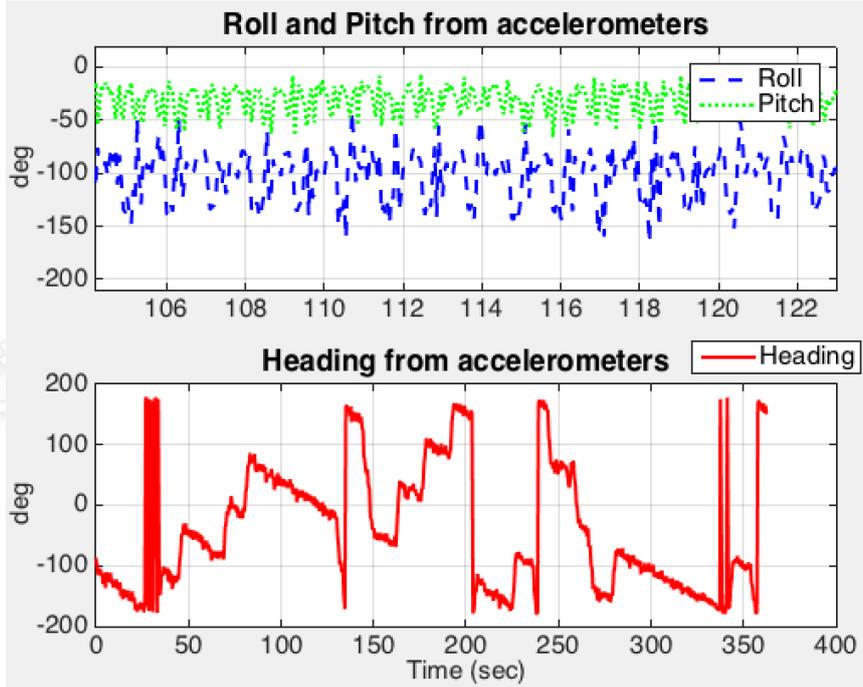


图 5-11 口袋模式下实验的水平姿态角和航向角结果

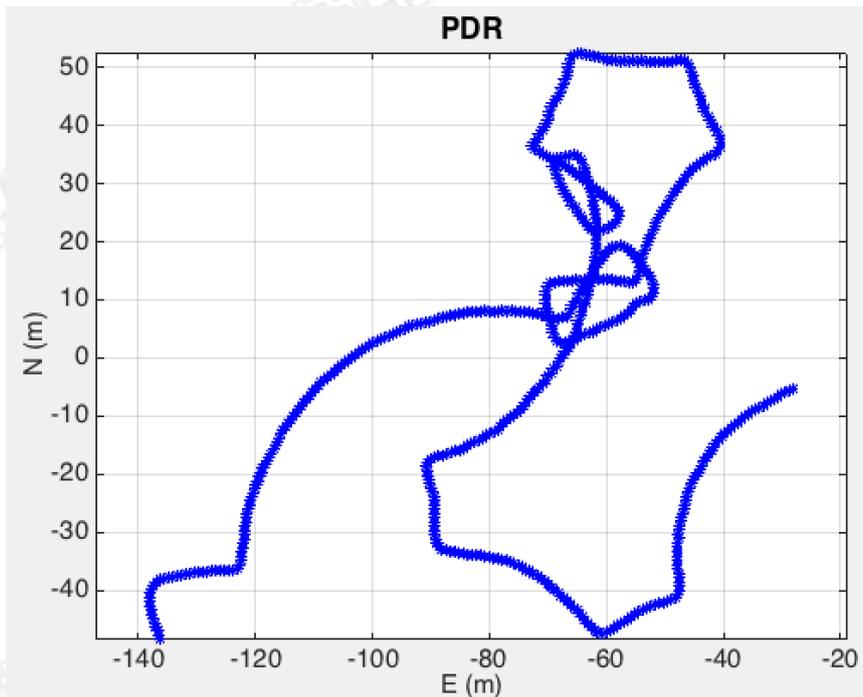


图 5-12 口袋模式下实验的 PDR 结果

从图 5.5-5.12 可以看出，手持端平和打电话模式下，PDR 结果的形状与实际轨迹接近，而随手摆动和放在口袋模式下则出现了明显的变形。造成这一现象的原因是因为 PDR 算法是使用加速度计测计算手机的水平姿态角，并将手机进行虚拟的调水平，然后用虚拟的垂向陀螺输出来推算航向角。在手持端平和打电

话模式下，因为外部加速度不显著，加速度计能够准确监测水平姿态角，从而可以通过算法求得准确的航向角变化。但是，在随手摆动和口袋模式下，存在明显的系统性加速度。在这种情况下，直接通过加速度计测量计算得到的水平姿态角会受到外部加速度的影响而变得不准确（因为加速度计测量水平姿态角是基于没有外部加速度的前提假设的），进而航向角的推算会变得不准确。

针对手机动态较大的模式下航向角推算不准确的情况，本文实验了两种解决方案。一种是增加姿态卡尔曼滤波，使用基于陀螺量测的姿态更新算法作为系统方向，用加速度计量测结合其他量测信息构造量测方程，提供可靠的水平姿态角以及航向姿态角。另一种方案是使用传感器信息进行模式识别。这两部分结果将在第 6.3.2 节中给出。

5.1.2 传感器零偏

消费类智能终端中的传感器零偏是误差的主要来源，虽然零偏可以通过转台设备标定来确定，但是对于低成本应用场景并不适用。

未补偿的加速度计零偏引入的速度误差和时间成正比，引入的位置误差和时间平方成正比。

$$\begin{aligned}\delta v &= \int b_a dt = b_a t \\ \delta p &= \int b_a t dt = \frac{1}{2} b_a t^2\end{aligned}\quad (5-1)$$

故加速度计零偏对速度引入了一阶误差项，对位置引入了二阶误差项。假如水平加速度计零偏为 $100 \mu g$ ，重力加速度 $g=10\text{m/s}^2$ ，那么 1000s 后位置误差就达到了 500m。

未补偿的横滚和俯仰方向上的陀螺零偏会引起正比于时间的角度误差：

$$\delta\theta = \int b_g dt = b_g t \quad (5-2)$$

由陀螺零偏引起的小误差角，会造成加速度计矢量投影到错误的坐标系。水平方向上的加速度为(Merhav, 1996)，那么引起的误差如下所示：

$$\begin{aligned}\delta v &= \int b_g g t dt = \frac{1}{2} b_g g t^2 \\ \delta p &= \int v dt = \frac{1}{6} b_g g t^3\end{aligned}\quad (5-3)$$

因此陀螺零偏会对速度引入二阶误差，对位置结果引入三阶误差项。如果水平轴向陀螺零偏为 $0.5^\circ/s$ ，那么 10s 后位置误差将达到 14.54m。因此陀螺零偏是一项非常重要的误差源。

图 5.13 展示了两部手机在手持端平，且使用了可靠的姿态更新算法的情况下的 PDR 导航结果。在这种情况下，运动模式的影响被显著降低，因此蓝色结果中缓慢增加的航向误差是由陀螺误差造成（事后对陀螺静态数据的分析也进一步证实了这一推测）。

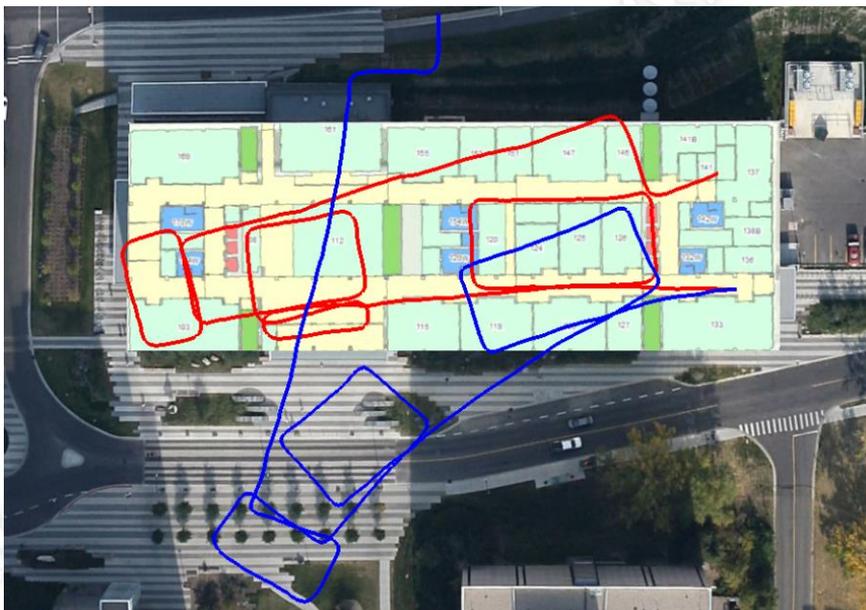


图 5-13 两只陀螺零偏不同的手机在手持端平下的 PDR 结果

因为实际应用中不同用户的手机不同，内置的 MEMS 陀螺等级也可能不一样。即便是同一款 MEMS 陀螺芯片，每支芯片的传感器也可能存在不同的常值零偏、逐次上电差异以及温漂等。在这种条件下，陀螺零偏的影响则不可忽略了。针对这一情况，本文在 6.3.2 节给出了一种解决方案，即结合加速度计、磁强计量测及其他先验信息，来对陀螺零偏进行实时标定。

5.1.3 室内导航时间

对于基于传感器的自主导航而言，一个重要的问题就是因为导航算法中的积分机制，姿态和位置误差会随着在没有外部修正时的导航时间（或运动距离）的增加而发散。图 5.14 展示了一次实验基于传感器的导航结果。图中红色线为导航结果，蓝色线为参考真值。图 5.15 展示了该次实验的导航结果位置误差。

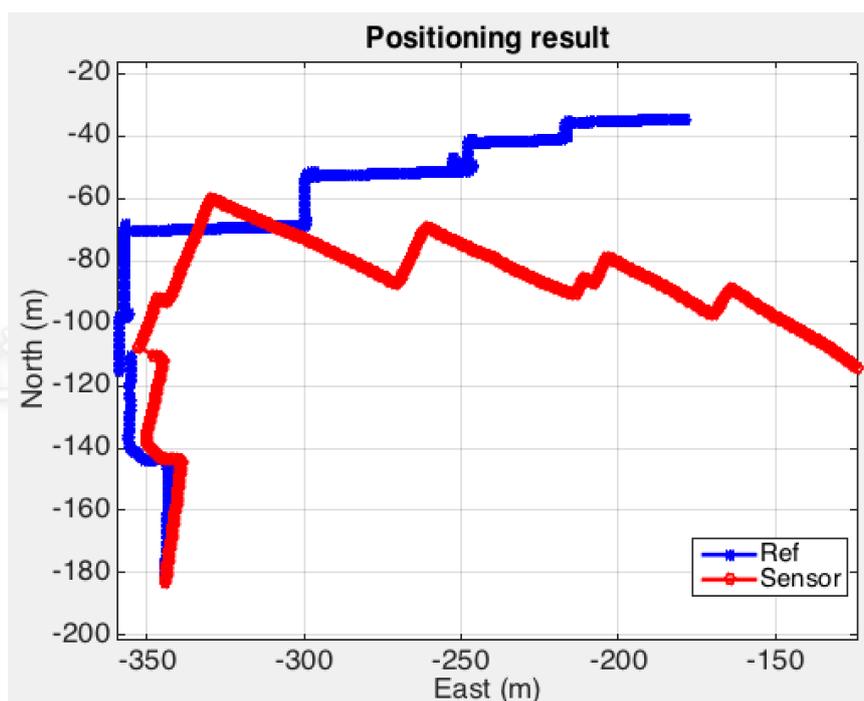


图 5-14 基于手机内置传感器的导航结果及参考真值

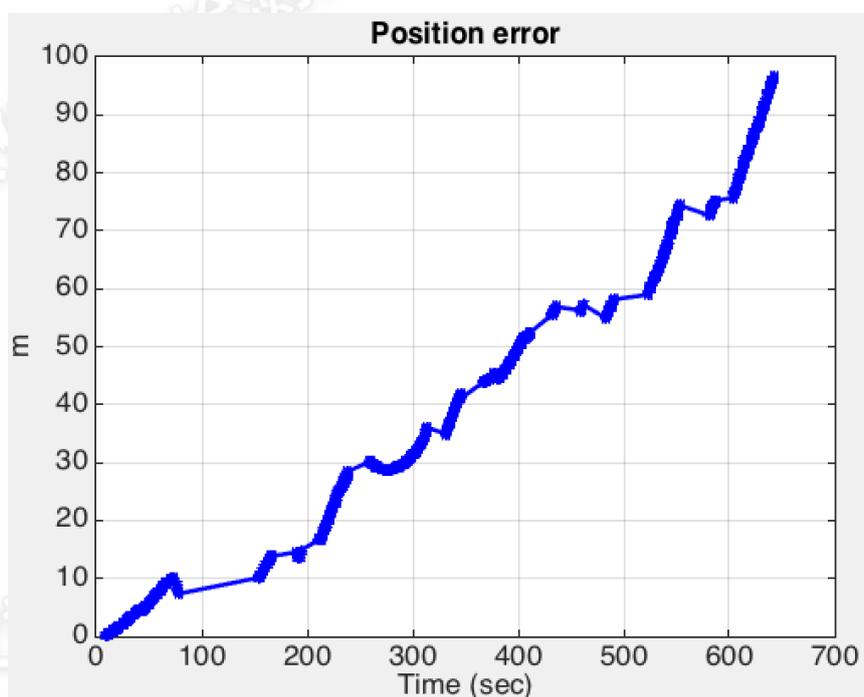


图 5-15 基于手机内置传感器的导航误差

如图 5.15 所示, 基于传感器的导航误差随导航时间累积。因此, 在缺少外部修正的情况下的导航时间是评估基于传感器的导航结果的重要指标之一。在图 5.15 对应的这次实验中, 测试人员有多次停留不同的时段(图中细线对应的时

段)。在这些时段导航误差发散较慢。因此,本文所述的导航时间均指行人在室内运动的时间。

本节展示了影响基于传感器导航性能的三个典型因素(运动模式、陀螺零偏,以及导航时间)影响的示例,下一节,将有针对性地给出一些解决方案及其测试。

5.1.4 众包数据质量评估总体框架

在以上各误差源分析基础上,本节给出了一种众包数据质量评估总体框架,对某一条轨迹进行定量化质量评估的具体的公式为:

$$T = c_M T_M + c_B T_B + c_T T_T \quad (5-4)$$

这里 T 为该条导航轨迹的综合得分。得分越低,则表示该条轨迹越可靠。 T_M 、 T_B 和 T_T 分别为该条轨迹的运动模式、陀螺零偏和导航时间单项得分,而 c_M 、 c_B 和 c_T 则分别是运动模式、陀螺零偏和导航时间这三个因素之间的权重配比。对于某一个导航场景的所有数据, c_M 、 c_B 和 c_T 这些权重配比的关系可以固定,例如本文实验中,将这三者的权重配比设定为 $c_M = 0.2$, $c_B = 0.3$, $c_T = 0.5$,也就是说,在实验中,我们认为导航时间是最重要的因素,陀螺零偏次之,而运动模式的权重略低。当然,这些权重的设定是我们根据这次实验的情况统计得到的,当导航场景变化后,这些配比会有变化。但是,尽管这些权重会有变化,一旦导航场景固定后,还是可以将其固定。因此,该模型可以用于全自动处理,因为公式中的 c_M 、 c_B 和 c_T 的关系可以相对固定下来,而单项得分 T_M 、 T_B 和 T_T 可以通过传感器数据,由软件自动计算得出。

当固定了各影响因素的权重配比之后,对于每一条轨迹,只需要分别计算出其各因素的单项得分,即可求得最终该条轨迹的总体得分。单项得分 T_M 、 T_B 和 T_T 的计算公式分别为:

$$T_M = s_M \frac{\sum_{i=1}^N m_i}{N} \quad (5-5)$$

$$T_B = s_B \frac{\sum_{i=1}^N p_i}{N} \quad (5-6)$$

$$T_T = s_T t \quad (5-7)$$

其中 N 为该轨迹上惯性传感器数据的历元数， m_i 和 p_i 分别为第 i 个历元的运动参数和陀螺零偏参数， t 为起止锚点之间的导航时间长度。 s_M 、 s_B 和 s_T 为单位调整参数，用来将各项参数归一化到相同的数量级。本文实验中 s_M 、 s_B 和 s_T 的设定为： $s_M = 1$ 、 $s_B = 10^2$ 和 $s_T = 10^{-2}$ 。这是因为运动参数为 10^0 量级（比如化为国际单位制后，典型加速度大小如 2m/s^2 ，角速度如 $100\text{deg/s} \approx 1.8 \text{ rad/s}$ ），陀螺零偏参数约为 10^{-2} 量级（比如陀螺零偏如 $1\text{deg/s} \approx 0.018 \text{ rad/s}$ ），导航时间约为 10^2 量级（比如导航时间 100 s ）。本文中 m_i 计算公式为

$$m_i = \sqrt{m_{1,i} |\omega_i|^2 + m_{2,i} (|f_i| - |g|)^2} \quad (5-8)$$

其中 ω_i 为第 i 个历元三轴陀螺信号的模， f_i 为第 i 个历元三轴加速度计信号的模， g 为本地重力值， $m_{1,i}$ 和 $m_{2,i}$ 分别为陀螺和加速度计数据之间的权重配比，本文选用 $m_{1,i} = 1$ ， $m_{2,i} = 1$ ，即按陀螺和加速度计等权配置。此外，本文使用姿态卡尔曼滤波器中陀螺零偏对应的参数的 P 阵元素开方的值作为 p_i 。

5.2 各误差源控制

针对众包数据库质量影响因素，本文主要从两种途径入手提高众包数据库质量：通过运动模式识别筛选出满足条件的传感器数据（剔除影响信号采集质量的情形）；利用质量评估模型筛选出符合条件的轨迹；通过零偏标定算法降低传感器误差；通过 PDR 算法得到用户轨迹；最后利用双向滤波得到优化轨迹。

5.2.1 运动模式识别

如前所述，手机用户会经历各种各样的动态从而产生不同的信号模式。本文主要研究了当人在室内行走时，手机所处的最常见的四种运动状态：端在手中（看

地图、发消息等情况)打电话;握在手中,随手臂摆动;放在用户随身包中或衣兜里。运动模式识别的目的是通过特定的判断准则,对给定的输入信号和已知的运动信号特征进行匹配。本文采用的运动特征识别算法包括三个步骤:数据预处理;特征提取;模式判断。

数据预处理:这一阶段的主要目的是过滤原始数据中的噪声;

特征提取:这一阶段的主要目的是提取和评估有效参数,以明确分类特征,为模式识别提供依据;

模式判断:此阶段将上一步骤提取的特征和已知特征数据进行匹配,利用一系列判断准则确定输入信号运动模式。

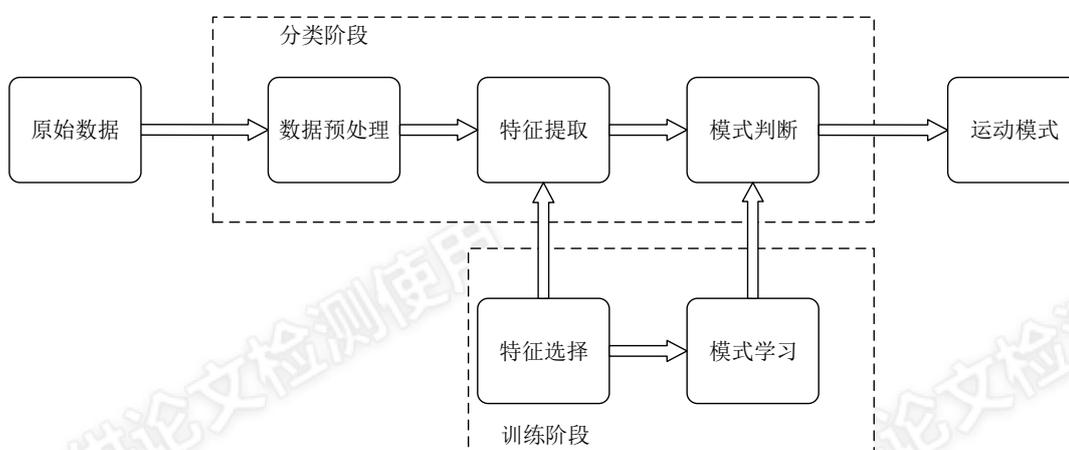


图 5-16 运动模式识别流程

图展示了运动模式识别的流程框图,原始数据经过预处理后进入特征提取和评估阶段。在事先的训练阶段确定了用来识别运动模式的最优特征,然后通过模式学习阶段来确定模式分类的准则,最后阶段即进行模式判断。接下来将介绍运动模式识别分类阶段的这三个步骤:

5.2.1.1 数据预处理

由于手机等智能终端并不是固定在人体上,因此较难判断传感器的姿态,从而影响对于行人航向等信息的分析。另外由于当用户手持设备时,设备运动状况可能会迅速变化从而导致传感器姿态的突然改变。为了减少传感器姿态变化的影响,需要对惯导数据做预处理。

首先对加速度信息做垂向分化,获取智能终端垂直于地球表面的加速度 \mathbf{a}_v , 其计算公式如下(Mizell, 2003):

$$\mathbf{a}_v = \left(\frac{(\mathbf{a} - \bar{\mathbf{a}})\bar{\mathbf{a}}}{\bar{\mathbf{a}} \cdot \bar{\mathbf{a}}} \right) \bar{\mathbf{a}} \quad (5-9)$$

其中 \mathbf{a} 为三轴加速度计读数； $\bar{\mathbf{a}}$ 为采样窗口内的加速度计均值，作为重力矢量估值。

加速度垂向数据获取之后，就能得到加速度的水平分量 \mathbf{a}_h ，即平行于地球表面方向：

$$\mathbf{a}_h = \mathbf{a} - \mathbf{a}_v \quad (5-10)$$

角速度也需要做规范化处理：将角速度各轴分量中的零偏补偿后，求其平方和的二次根从而得到规范化后角速度值 ω_n (Elhoushi et al., 2014)：

$$\omega_n = \sqrt{(\omega_x - b_x)^2 + (\omega_y - b_y)^2 + (\omega_z - b_z)^2} \quad (5-11)$$

5.2.1.2 特征提取

大多数运动模式识别研究都是从原始信号数据中提取特征而不是直接利用原始数据，这里所谓特征是指原始数据的某种抽象，能够反映该数据的主要特性，不同运动模式间的特征应显著不同(Krishnan et al., 2009)。但是实践中通常一个特征不足以区分不同的运动模式，这就需要利用不同特征的组合来进行区分。在特征提取中，本文用到了固定窗口来分析一个时段内的信号特征。

(1) 时域特征

时域特征包括基本的波型特征以及信号统计特征，常用的时域特征分析方法包括(Chen et al., 2008, Groves et al., 2013)：

均方根误差

均方根误差 (MSRE) 特征需要对窗口内原始数据做如下处理：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^2} \quad (5-12)$$

N 为窗口长度， \bar{s} 为信号均值。

过零率

过零率表征信号值的变化率，即一段时间内信号符号变化（从正值到负值或从负值变化到正值）的次数。此特征在语音识别领域广泛应用(Gouyon et al., 2000)，表达式为：

$$ZCR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N I\{s_i s_{i-1} < 0\} \quad (5-13)$$

I 为统计函数，定义如下：

$$I\{s_i s_{i-1} < 0\} = \begin{cases} 1 & s_i s_{i-1} < 0 \\ 0 & s_i s_{i-1} \geq 0 \end{cases} \quad (5-14)$$

(2) 频域特征

频域特征提取是分析信号在频域中各分量的特点，通过傅立叶变换我们能够得到信号各组成频率的幅度或功率，由频率熵我们可以估计各频率成分的分布。

短时傅立叶变换

傅里叶变换假设信号是平稳的，考虑到实际信号的非平稳性，可以利用短时傅立叶变换来分析信号发生时间，短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)是对给定窗口内数据进行的离散傅立叶变换(Allen, 1977)：

频率熵

熵是物理学和信息学中的概念，用来衡量系统的不确定性，在信息学中熵还反映了描述系统所需的信息量(Borda, 2011)。频率熵计算公式如下：

$$H = -P(x_i) \log(P(x_i)) \quad (5-15)$$

其中 x_i 为信号的频率成分， $P(x_i)$ 为 x_i 的发生概率。

频率熵反映了各频率成分的分布，频率熵越大频率成分越集中在某个频率，频率熵越小说明频率成分分布越均匀。

5.2.1.3 模式判断

本文使用了决策树方法进行模式判断，决策树是由一系列判断条件构成的流程结构，通过层层判断最终得到最有可能的结果。决策树分类算法不需要参数设置，相比于神经网络、逻辑回归等方法运算量较小。

决策树是一个不断细分的过程，数据集合根据每条分支的判断条件进行分类 (Friedl and Brodley, 1997)。决策树包括三类节点：决策树初始的节点被称为根节点 (root node)，根节点向下延伸的节点称为内节点 (internal node)，每个内节点包含了一个判断条件，最终的节点被称为叶节点 (leaf node)，此时再没有新的判断条件，返回叶节点结果，整个分类过程结束。

5.2.2 零偏标定

陀螺的观测模型可由下式的观测方程建立：

$$\tilde{\omega}_{ib}^b = \omega_{ib}^b + \mathbf{b}_g + S\omega_{ib}^b + N\omega_{ib}^b + \boldsymbol{\varepsilon}_g \quad (5-16)$$

其中 $\tilde{\omega}_{ib}^b$ 为陀螺观测矢量； ω_{ib}^b 为角速度真值； \mathbf{b}_g 为陀螺零偏； S 为陀螺比例因子矩阵； N 为陀螺交轴耦合矩阵； $\boldsymbol{\varepsilon}_g$ 表示陀螺噪声。

加速度计的观测模型和陀螺观测模型类似可由下式的观测方程建立：

$$\tilde{\mathbf{f}}^b = \mathbf{f}^b + \mathbf{b}_a + S_1\mathbf{f}^b + S_2\mathbf{f}^b + N_a\mathbf{f}^b + \delta\mathbf{g} + \boldsymbol{\varepsilon}_a \quad (5-17)$$

其中 $\tilde{\mathbf{f}}^b$ 为加速度计观测值； \mathbf{f}^b 为真实比力； \mathbf{b}_a 为加速度计零偏； S_1 为线性比例因子； S_2 为非线性比例因子； N_a 为加速计交轴耦合； $\delta\mathbf{g}$ 为重力异常； $\boldsymbol{\varepsilon}_a$ 为加速度计观测噪声。

各项误差中零偏是加速度计和陀螺误差的最大影响因素，为了减少传感器零偏影响，提高导航结果精度，本文利用多种观测信息来对零偏进行标定。

5.2.2.1 叉乘向量观测模型

在 3.1.1 节介绍了利用准静态磁场信息和加速度信息以及它们的叉乘矢量来进行姿态初始化，叉乘矢量也可以构造为量测方程：

$$\delta\mathbf{l}^n = [\mathbf{I}^n \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_l \quad (5-18)$$

当外部加速度过大时，使用磁强计矢量和叉乘矢量，当磁场受干扰时可以使用加速度计矢量和叉乘矢量。

5.2.2.2 磁强计观测模型

本节将介绍利用准静态磁场信息来更新姿态，在准静态磁场区域，利用磁强计观测量来进行陀螺标定。

由于环境磁场参数未知，为了有效利用环境磁场，本算法采用在每个准静态磁场区域初始时刻进行环境磁场校准的思路。在第 k 个准静态磁场区域，环境磁场矢量校正为(Li et al., 2015a):

$$\mathbf{m}_k^n = \mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{m}}_{k,1}^b \quad (5-19)$$

其中 \mathbf{C}_b^n 为当前时刻的姿态矩阵， $\tilde{\mathbf{m}}_{k,1}^b$ 为进入第 k 个准静态磁场区域开始时刻的磁强计观测量。改正后的环境磁场矢量 \mathbf{m}_k^n 在准静态磁场区域作为参考矢量。

因为加速度计观测值在行人导航中很容易受影响，从而造成利用加速度计所求得的方向角（横滚、俯仰）不准，为了减少对于加速度计信息的依赖，此时直接使用磁强计读数来作为观测模型：

$$\delta \mathbf{m}^n = [\mathbf{m}^n \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_m \quad (5-20)$$

其中 $\delta \mathbf{m}^n$ 为磁强计观测量与校正后的环境磁场矢量之差， $\boldsymbol{\psi}$ 为姿态误差， \mathbf{n}_m 为观测噪声。

5.3 小结

本章分析了影响众包数据库质量的因素，如运动模式、传感器零偏、导航时间，并相应地给出了降低其影响的解决方案，如模式识别、零偏实时标定、双向滤波等。提出了一种定量化评估日常行人导航数据质量的框架模型。通过该模型，可以由程序自动评估众包数据各条导航轨迹的可靠性，并挑选出可靠的数据，生成众包数据库。第 6 章实验部分利用 10 个行人的 300 组实验数据证明了该模型的有效性。本方法实现了对导航轨迹的自动定量化评估，为大数据背景下室内导航数据库的众包生成和更新提供了一种筛选标准。

第6章 实验及讨论

本章内容安排如下：第 6.1 节展示本文所用的各导航技术，以及多传感器组合导航的结果；第 6.2 节给出本文提出的两种数据库生成方式的结果。其中第一种是基于室内地图匹配的快速走动测绘方法，适用于原始数据库的快速建立。第二种则基于室内定位锚点，并利用基于传感器数据的导航解和双向滤波。第二种方案完全不需要人工干预，因此特别适用于大数据背景下室内导航数据库（如 WiFi、磁场）的众包更新。

另一方面，对于数据库的众包更新方法，基于传感器数据的导航解的精度至关重要。因此，第 6.3 节展示了影响导航解的三个影响因素，并相应地给出了抑制其影响的方法。最后，第 6.4 节创新性地提出了一种在数据库众包更新过程中对导航解进行定量评估的模型，并结合典型商场环境内的应用实例进行了验证。

6.1 多传感器组合导航

实验平台可以使用任何内置陀螺、加速度计、磁强计以及 WiFi、BLE4.0 (BLE) 模块的安卓智能手机。传感器数据使用安卓平台的 JNI 机制采集，WiFi 和 BLE 数据从安卓 Java 层采集。实验使用的手机为三星 S4 以及小米 4。表 6.1 展示了手机中惯性传感器的参数。如表 6.1 所示，智能手机内置的低成本 MEMS 传感器存在显著陀螺零偏（可能高达几度每小时）和零偏变化。而对于行人导航而言，陀螺精度至关重要，因此，在使用手机内置陀螺时，对陀螺零偏的实时标定至关重要。

表格 6-1 本文所用手机内置惯性传感器性能

	IMPU-6500 (InvenSense)	LSM9DS0 (ST Microelectronics)
陀螺零偏	25°C 时: ± 5 deg/s 温漂: ± 0.24 deg/s/°C (-40 to +85 °C)	25°C 时: ± 10 deg/s 温漂: ± 0.05 deg/s/°C (-40 to +85 °C)
角度随机游走 (ARW)	0.6 deg/h ^{1/2}	未知
加速度计零偏	25°C 时: ± 60 mg 温漂: ± 0.64 mg/°C (-40 to +85 °C)	25°C 时: ± 60 mg 温漂: ± 0.5 mg/°C (-40 to +85 °C)
速度随机游走 (VRW)	0.18 m/s/h ^{1/2}	未知

多传感器组合导航实验在 A 教学楼进行。A 大楼环境如下图所示，这栋大楼的走廊宽 3m，大厅区域面积为 $30 \times 30\text{m}^2$ ，整个测试区域面积为 $120 \times 40\text{m}^2$ ，楼中有较多的金属结构。测试区域平均 WiFi 热点数量为 15。实验地图和 BLE 布设见图 6.2。BLE 布设密度约为平均 200m^2 布设一个。

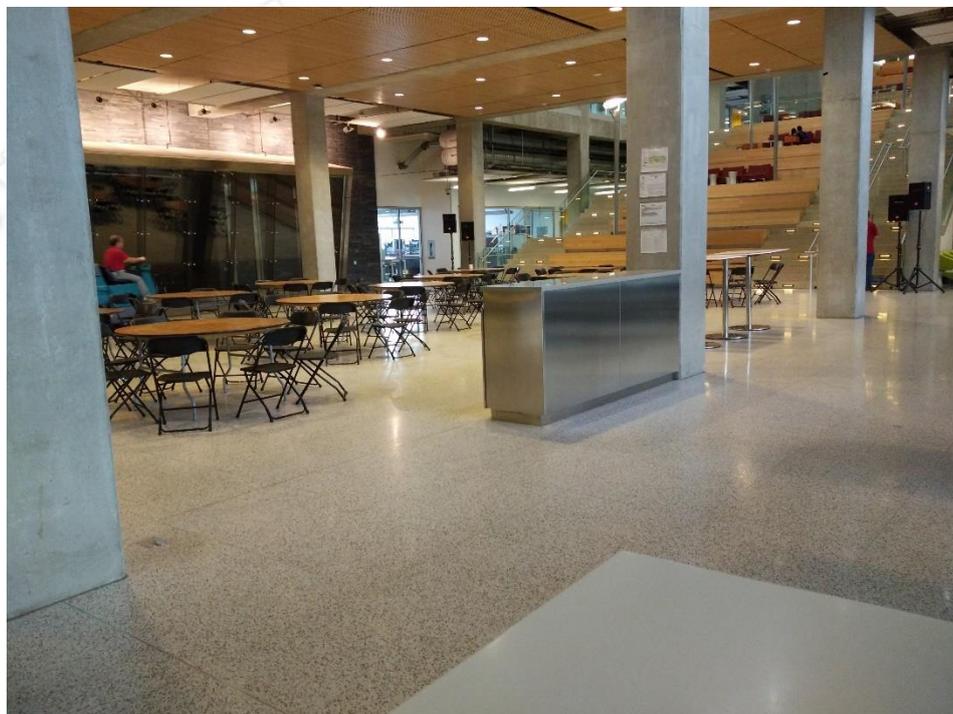


图 6-1 多传感器组合导航试验区域



图 6-2 试验区域 BLE 布设

在多传感器组合导航实验中，使用地图辅助的快速走动测绘方法，生成数据库（不同数据库生成方法的性能对比见第 6.2 节）。在 A 楼的测试中，我们使用

了 4 条不同的轨迹来建立 WiFi 和磁场指纹数据库。这四条真实轨迹如图 6.3 所示，每条轨迹行走时间在 5~10min。每条轨迹的起始点和终点均在室外，可以通过 GNSS 信号来确定位置。整个测试区域内的数据库生成仅需要半个小时。

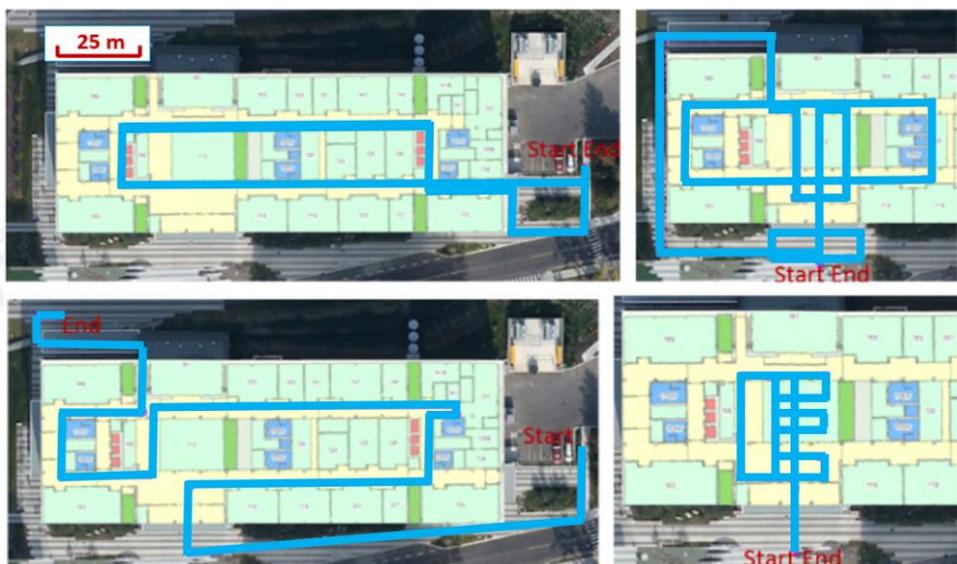


图 6-3 生成 WiFi 和磁场数据库的轨迹

参考数据库中的 WiFi 和磁场信号分布分别如图 6.4 和 6.5 所示。两图中 x 轴和 y 轴分别表示东西方向和南北方向长度。图 6.4 中 z 轴表示各参考点上接收到的 WiFi 信号的数量，而图 6.5 中 z 轴表示各参考点上的磁场强度。对照图可知，在大楼中间区域 WiFi 信号较为丰富，在室内边缘区域信号数量相对较少但仍比较充足，但是在室外区域信号数量稀少。磁场特征则是室内中心区域最为显著，而室外区域磁场特征最不明显。

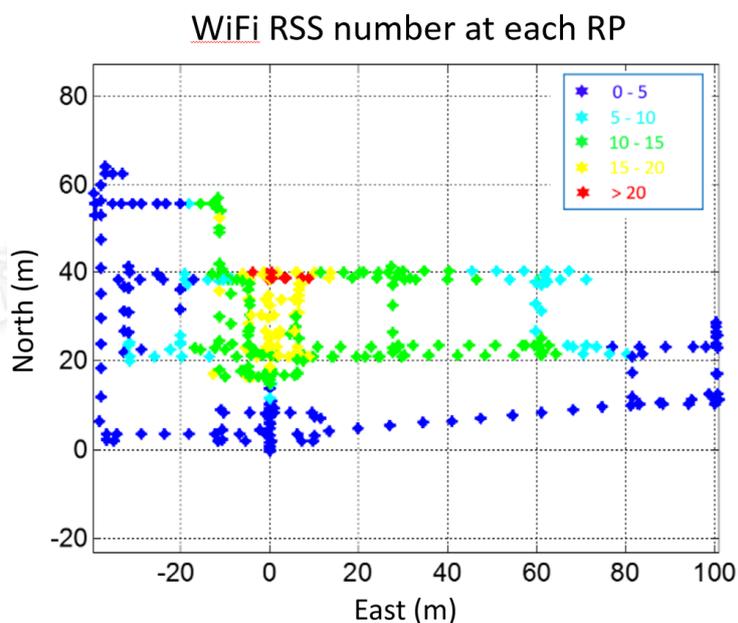


图 6-4 测试区域 WiFi 数据库信号分布

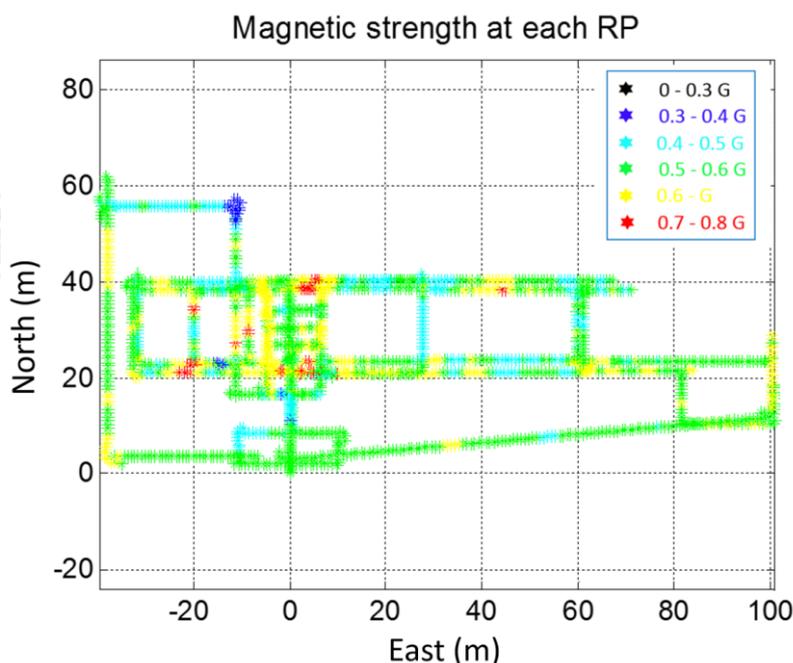


图 6-5. 测试区域磁场数据库信号分布

为了测试各种导航技术及组合的性能，本文进行了两组长时间的测试。每组有 5 次测试，每次测试时间均为 40 分钟到 1 小时。测试人员绕如图 6.6 所示的轨迹连续行走，图中箭头和数字指示了行走方向。两组实验中，手机的运动模式如下：

- 第 1 组：测试人员端平手机；
- 第 2 组：测试人员维持一种运动模式走完一整圈，然后切换到另一种运动模式走下一圈，依次在四种运动模式（手持端平、打电话、随手摆动、口袋模式）中切换。



图 6-6. 多传感器组合导航测试轨迹

本节考察了如下 7 种方案的结果：

- 基于惯性传感器的 DR；
- 基于 WiFi 的指纹识别；
- 基于磁场匹配的定位；
- 基于 BLE 的三角定位；
- 基于 DR+WiFi 的组合导航；
- 基于 DR+WiFi+磁场的组合导航；
- 基于 DR+WiFi+磁场+BLE 的组合导航。

本文首先分别展示第 1 组实验和第 2 组实验的一组代表性结果作为示例，然后给出两组实验的统计结果。图 6.7 展示了第 1 组实验（手持端平）中一次代表性的陀螺和加速度计信号。图下方横条的颜色指示了手机的实际运动模式。

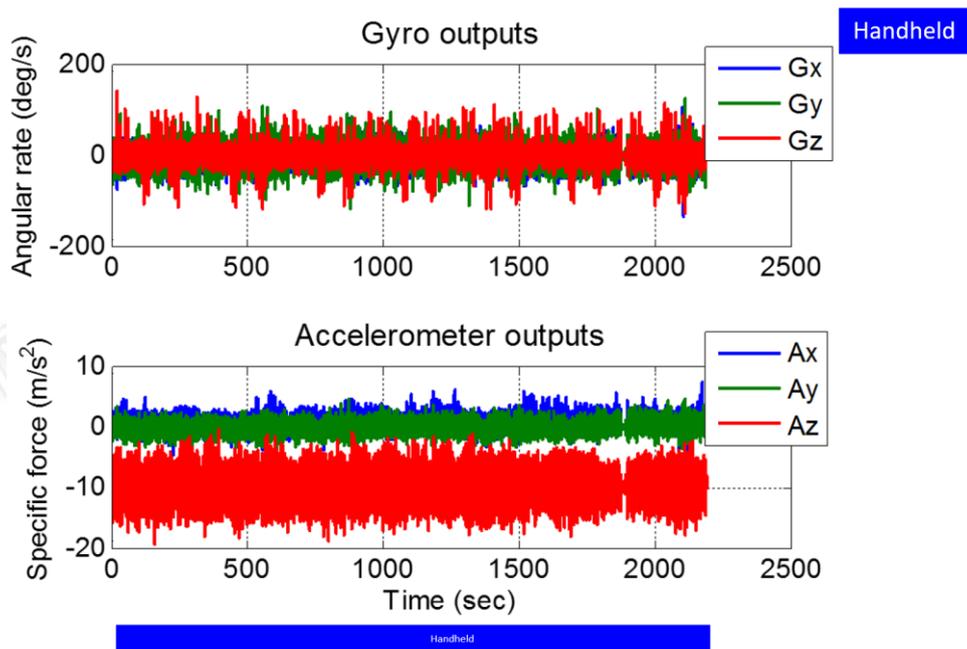


图 6-7 第 1 组实验代表性陀螺和加速度计输出

图 6.8 – 6.21 分别展示了这次实验中 7 种方案的定位结果以及对应的位置误差。其中结果图中不同颜色代表不同圈的结果，而误差图中红色横虚线代表误差的 RMS 值。

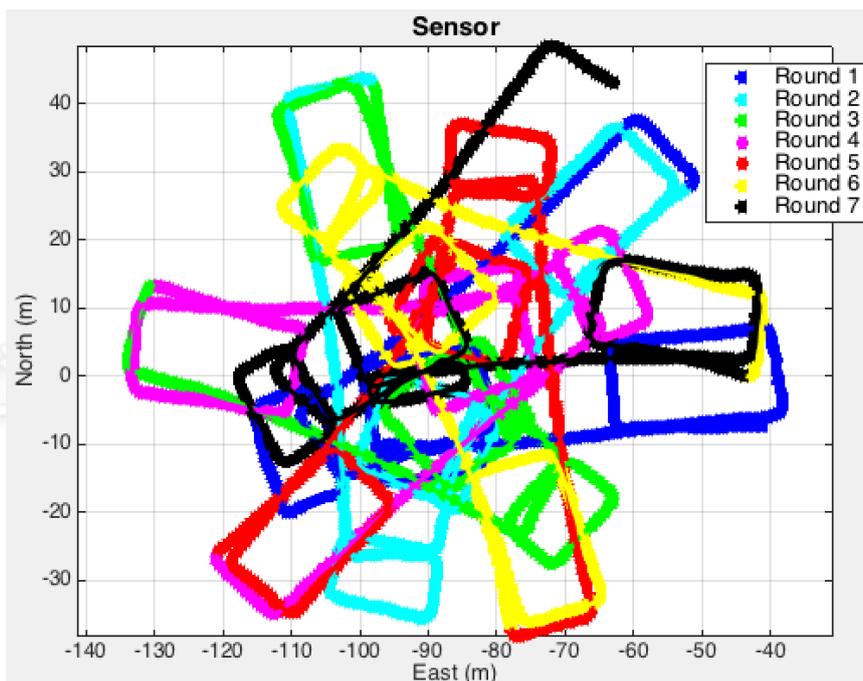


图 6-8 DR 定位结果 (手持端平, 不同颜色代表不同圈的结果)

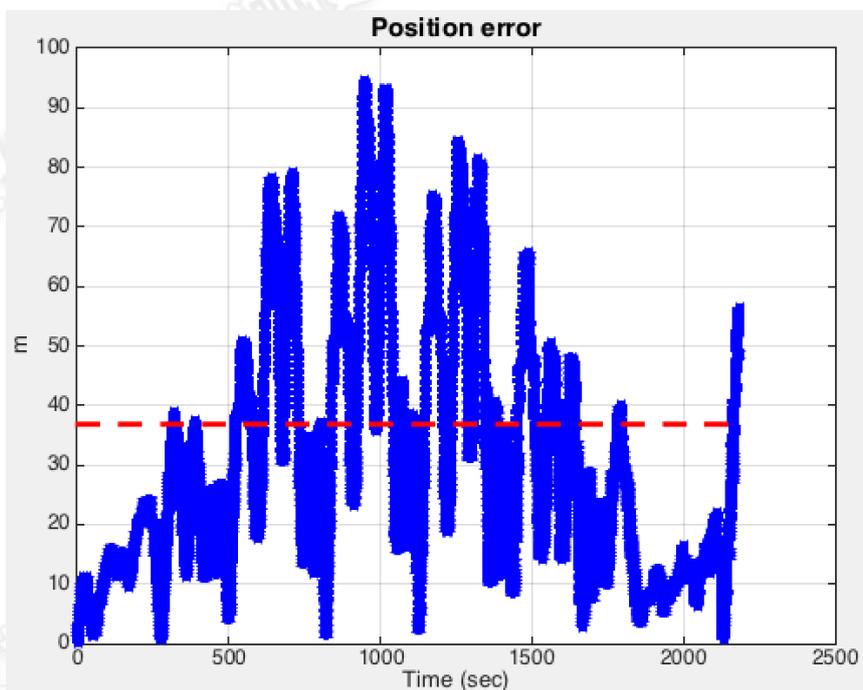


图 6-9 DR 定位误差 (手持端平, 红色虚线代表结果的 RMS)

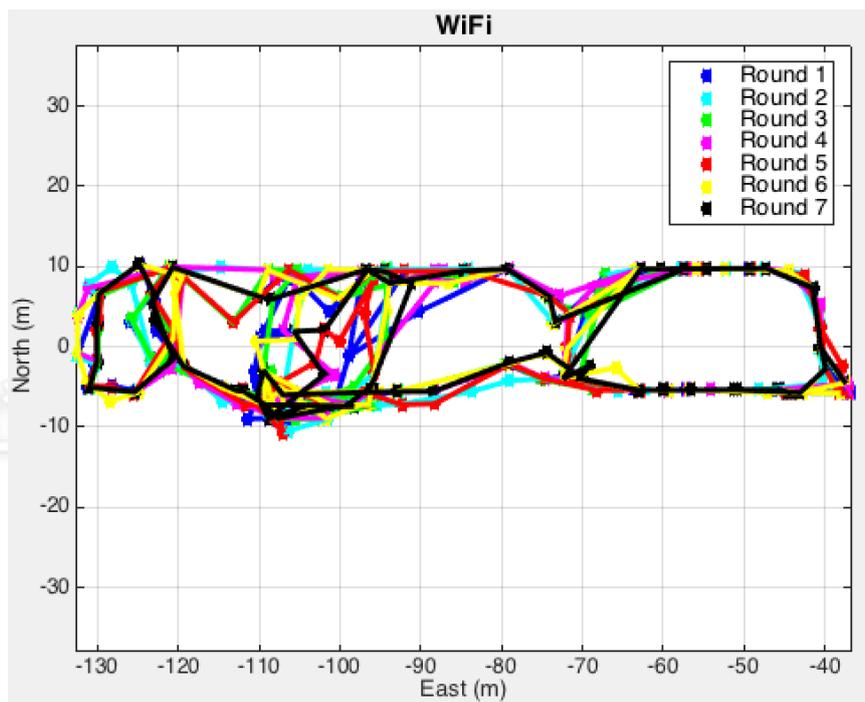


图 6-10. WiFi 指纹识别定位结果 (手持端平)

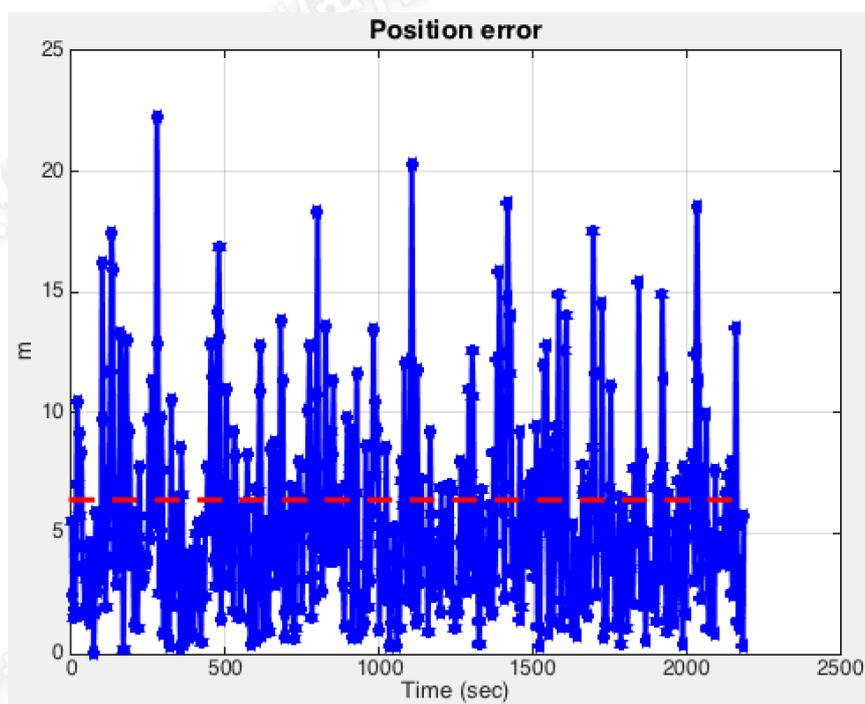


图 6-11 WiFi 指纹识别定位误差 (手持端平)

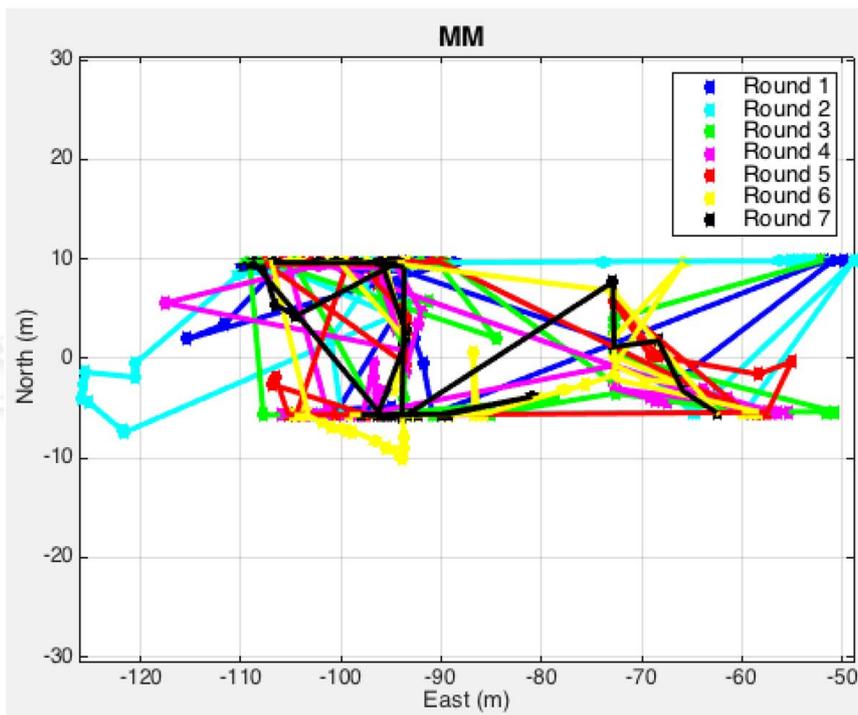


图 6-12 磁场匹配定位结果 (手持端平)

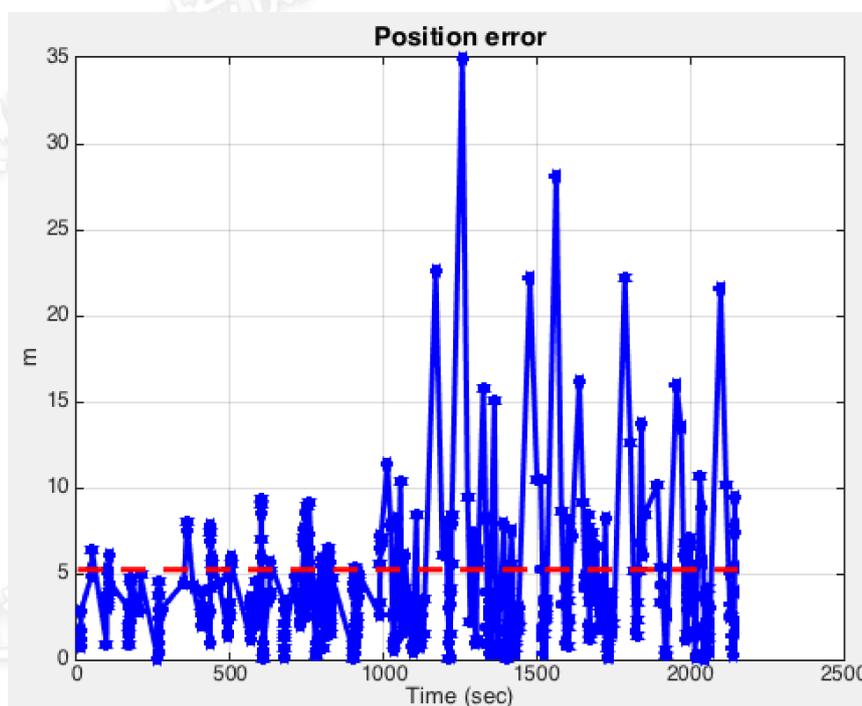


图 6-13 磁场匹配定位误差 (手持端平)

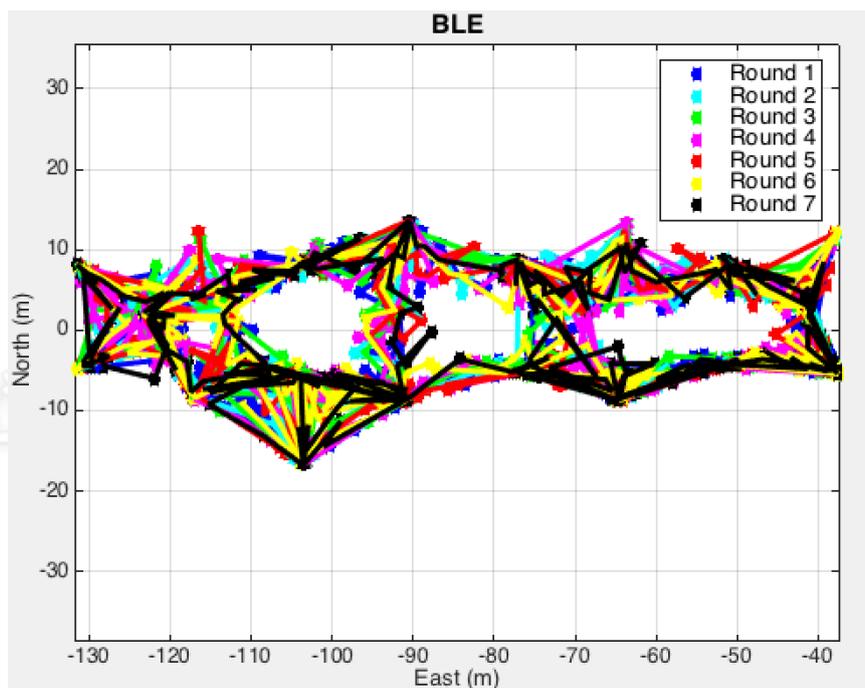


图 6-14. BLE 定位结果 (手持端平)

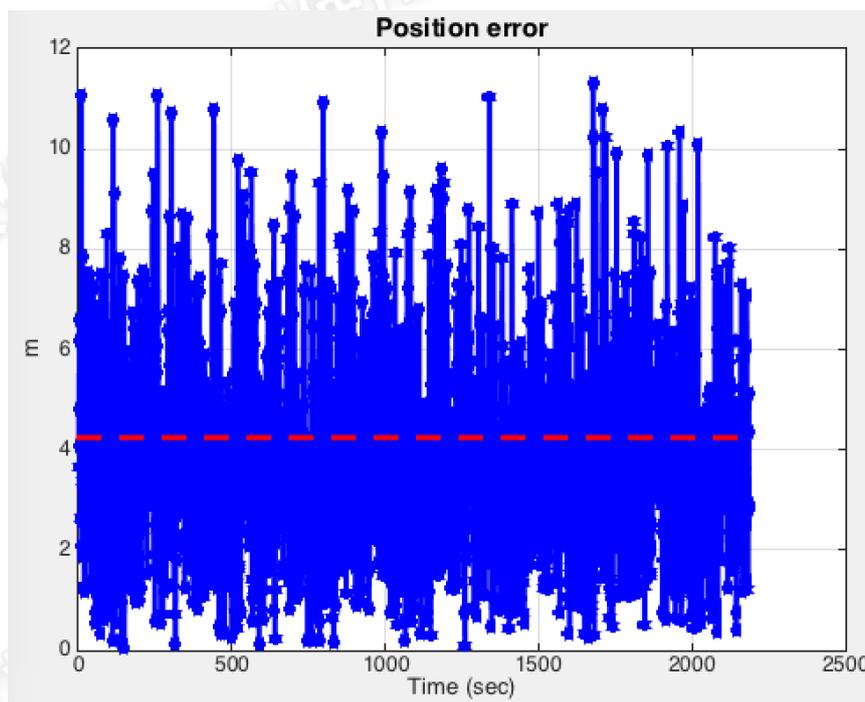


图 6-15. BLE 定位误差 (手持端平)

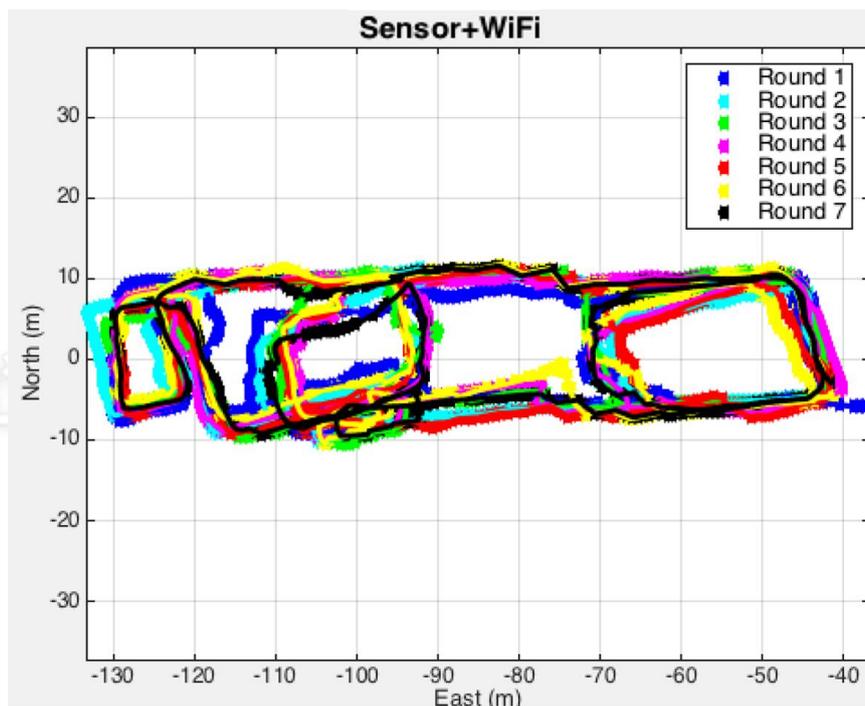


图 6-16. DR+WiFi 组合定位结果 (手持端平)

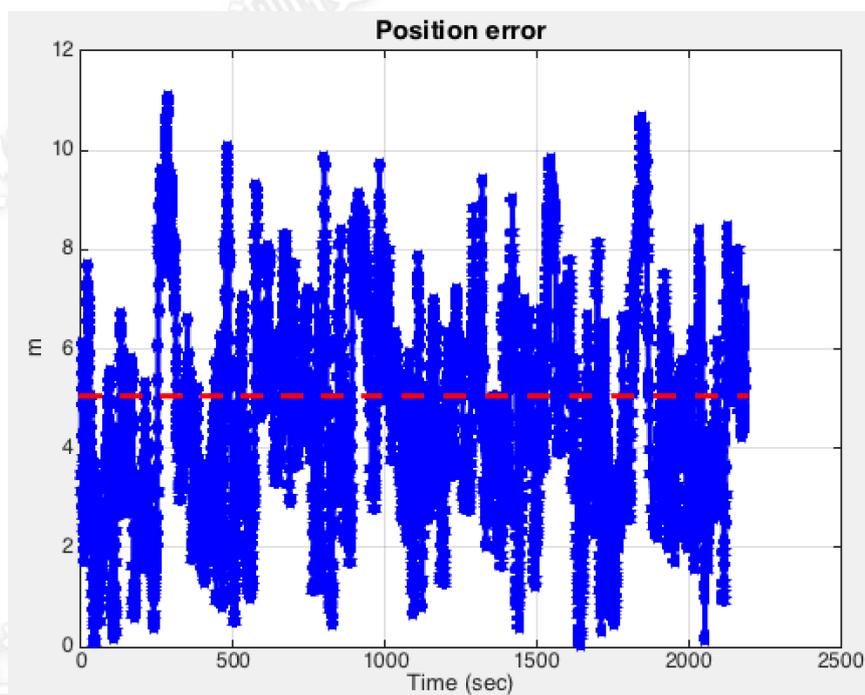


图 6-17. DR+WiFi 组合定位误差 (手持端平)

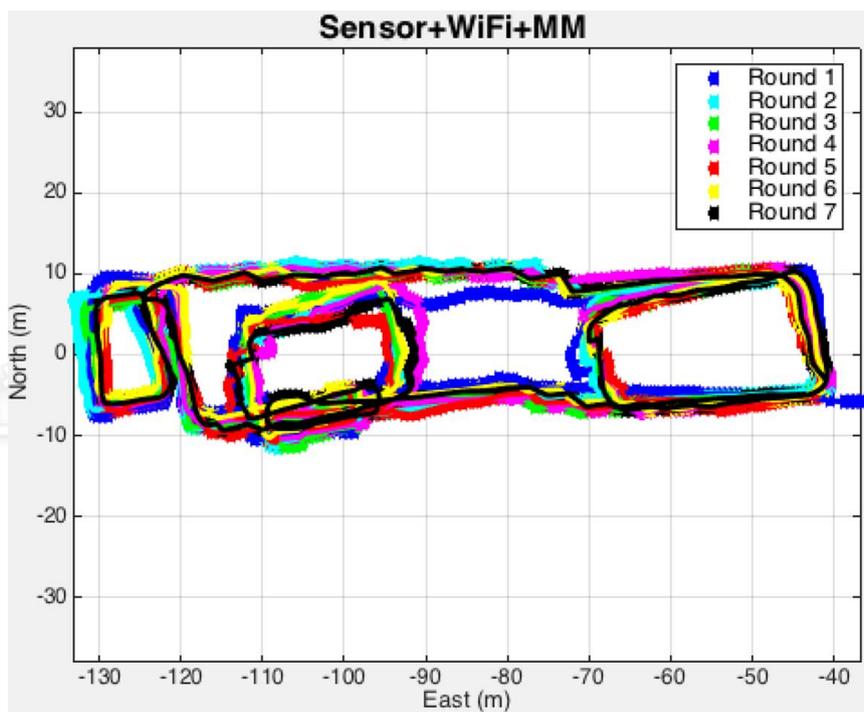


图 6-18. DR+WiFi+磁场组合定位结果 (手持端平)

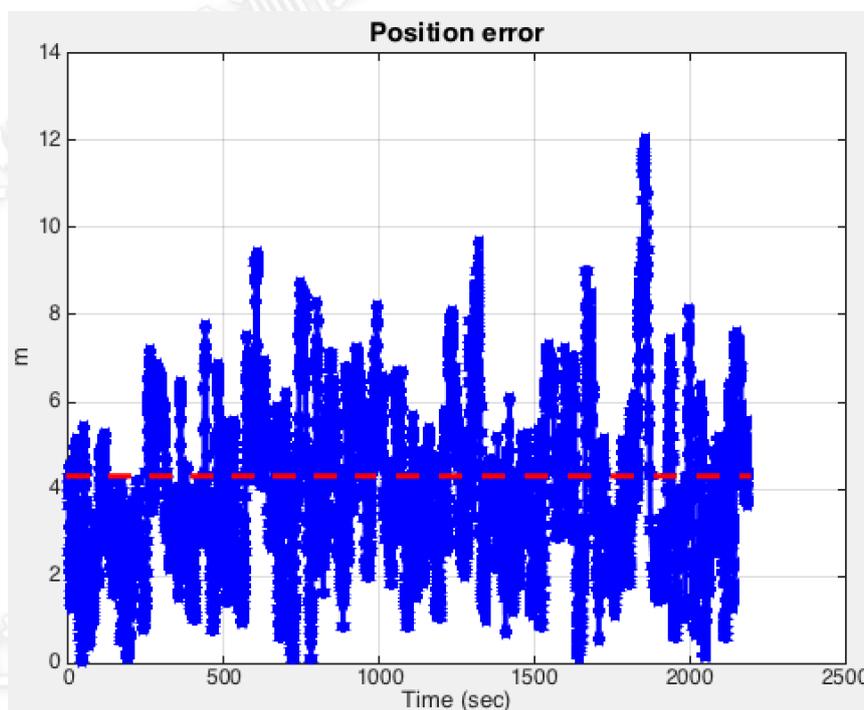


图 6-19. DR+WiFi+磁场组合定位误差 (手持端平)

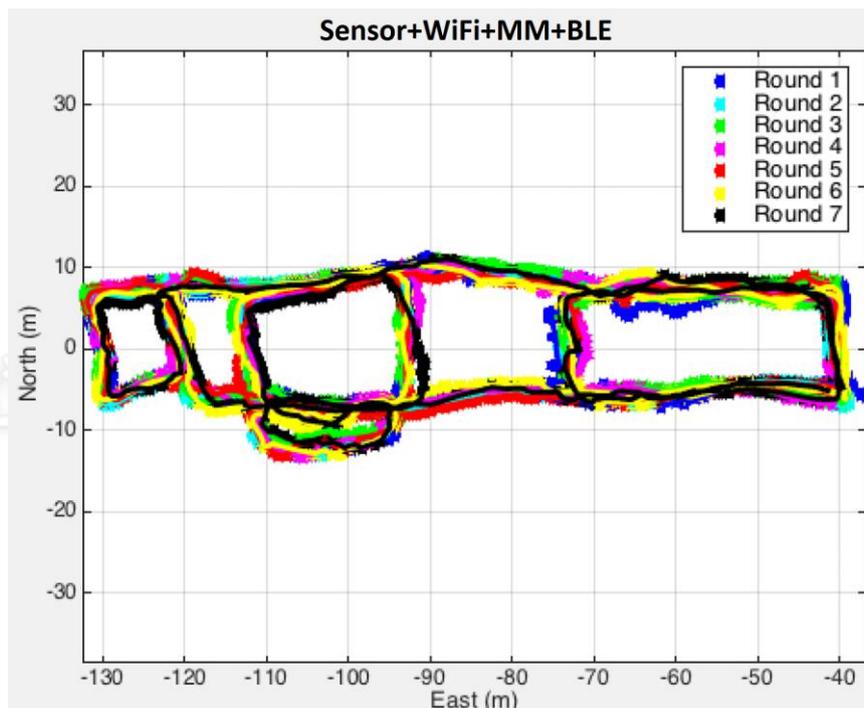


图 6-20. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位结果 (手持端平)

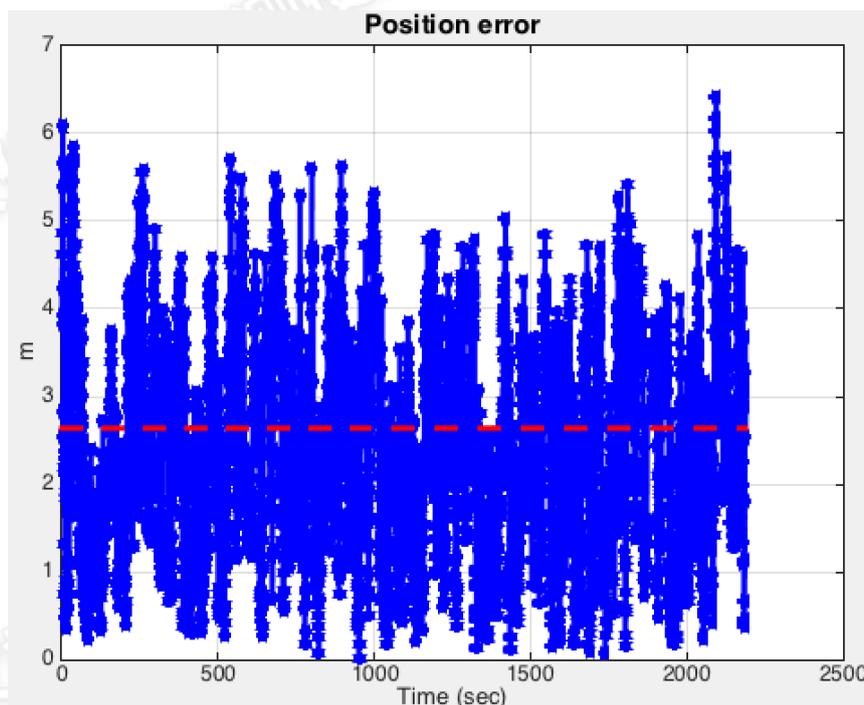


图 6-21. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位误差 (手持端平)

如图 6.8 – 6.15 所示，DR 可以提供连续的定位结果，但是位置误差随时间发散。其原因是传感器误差在导航算法积分过程中的累积。WiFi 可以提供绝对

定位结果，但因为是基于无线信号强度，结果波动较大。磁场匹配性能则可能受到严重的错误匹配（匹配到距离实际位置远的一个点，因为磁场数据维度低，可能出现多处磁场特征相似的情况），误差最高超过 30 米。对于 BLE 定位，在每 200 平米布设一个 BLE 的情况下，定位精度达到了 4 米，且没有出现明显的误匹配。

因此，对于 DR 而言，需要外部定位手段对误差发散进行修正和抑制；对于 WiFi 而言，需要和其他手段组合来降低结果的波动，提供更平滑的结果；对于磁场匹配而言，降低其错误匹配的概率则是关键；而对于 BLE 定位而言，虽然本次实验中精度高且稳定，但大部分原因是本次试验中 BLE 的布设均匀且较为丰富，而在实际应用中，结合多传感器技术，降低对 BLE 布设密度的需求，具有重要的实际意义。因此本研究在数据库的众包过程中，大幅降低了对 BLE 布设的需求，可以在不需要 BLE，或者只需要在关键地点（如楼梯口、电梯口等）布设少量 BLE 作为锚点的情况下完成对数据库的可靠的众包更新。

在端平的情况下，不论是使用 DR+WiFi 组合，还是 DR+WiFi+磁场组合，或者 DR+WiFi+磁场+BLE 组合，结果都变得平滑和可靠。其中 DR+WiFi+磁场+BLE 组合的结果精度最高，定位误差的 RMS 达到了 3 米以内。

相比第 1 组实验，第 2 组实验的条件更为苛刻。因为第 2 组实验涉及到了多种动态的切换，这对于 DR 算法来说是一个巨大的考验。图 6.22 展示了第 2 组实验（多种运动模式）中一次代表性的陀螺和加速度计信号。图下方横条的颜色指示了手机的实际运动模式。

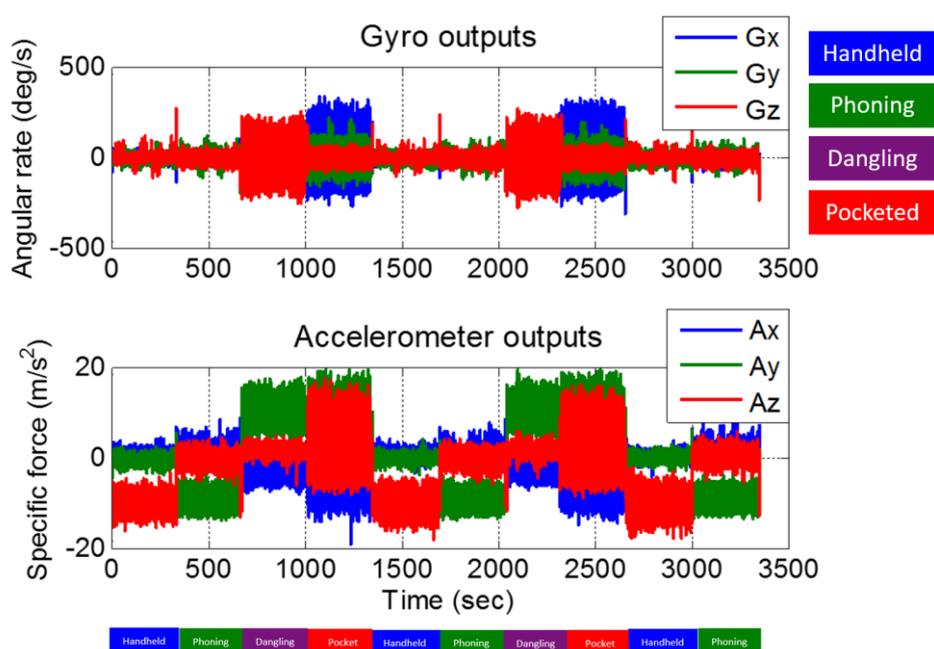


图 6-22. 第 2 组实验代表性陀螺和加速度计输出

图 6.23–6.36 分别展示了这次实验中 7 种方案的定位结果以及对应的位置误差。结果图中不同颜色代表不同运动模式的结果，而误差图中红色横虚线代表误差的 RMS 值。

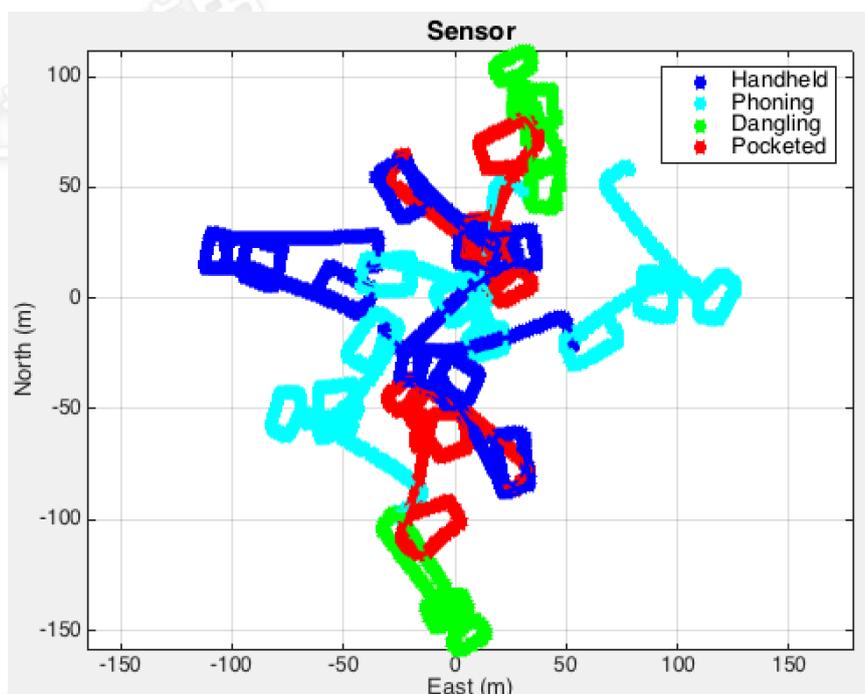


图 6-23. DR 定位结果（多种模式，不同颜色代表不同运动模式的结果）

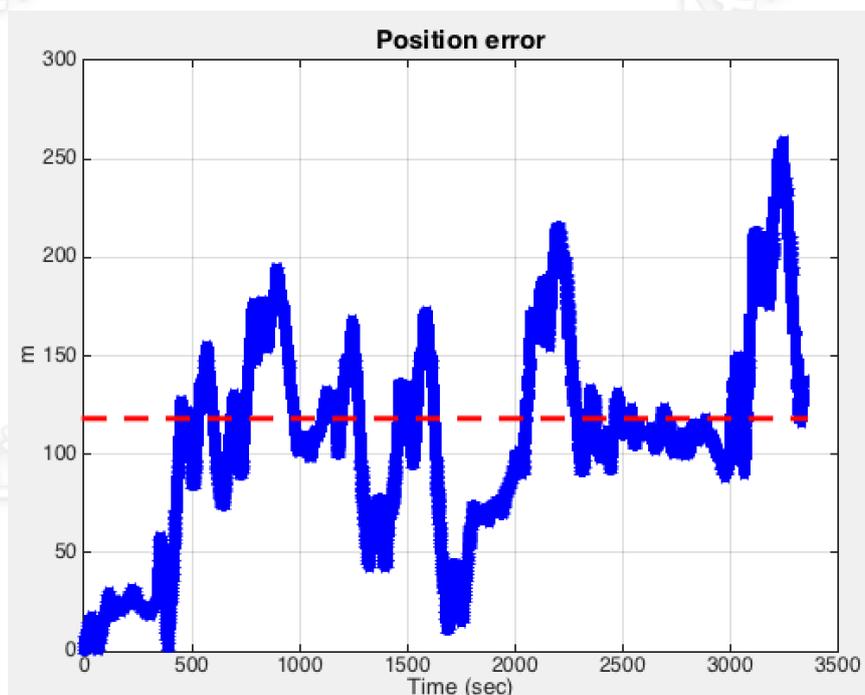


图 6-24. DR 定位误差（多种模式）

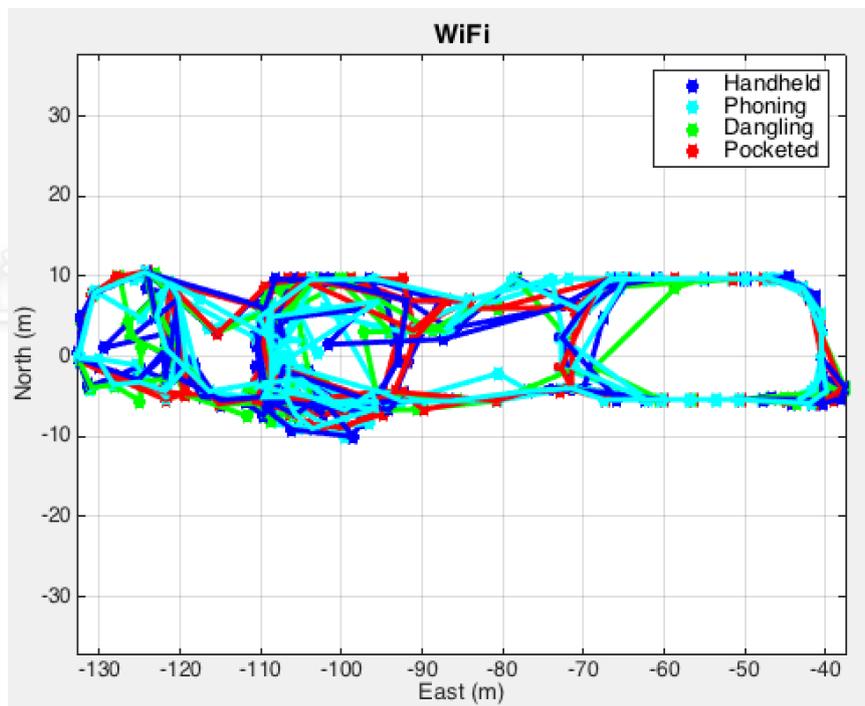


图 6-25. WiFi 指纹识别定位结果 (多种模式)

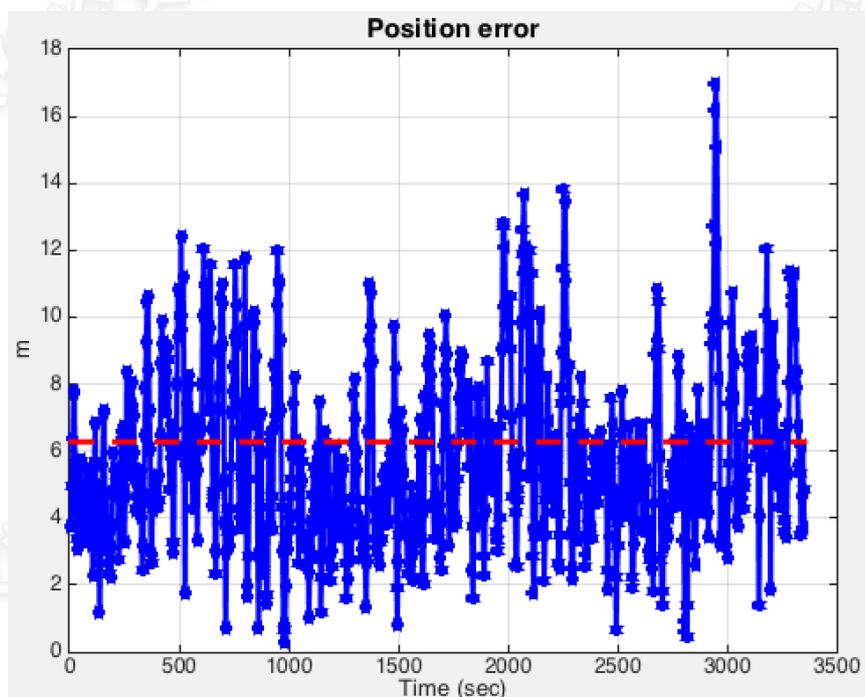


图 6-26. WiFi 指纹识别定位误差 (多种模式)

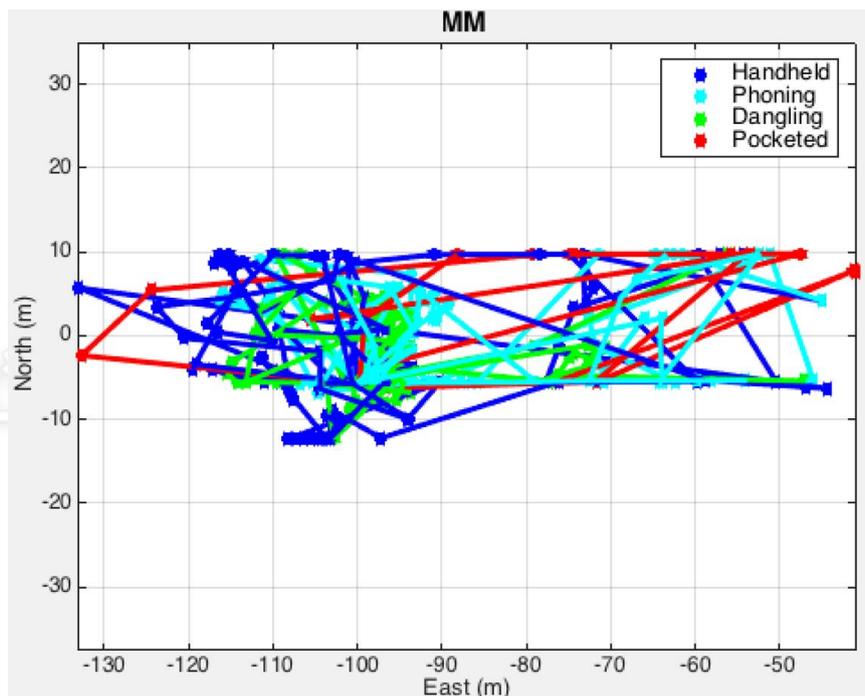


图 6-27. 磁场匹配定位结果 (多种模式)

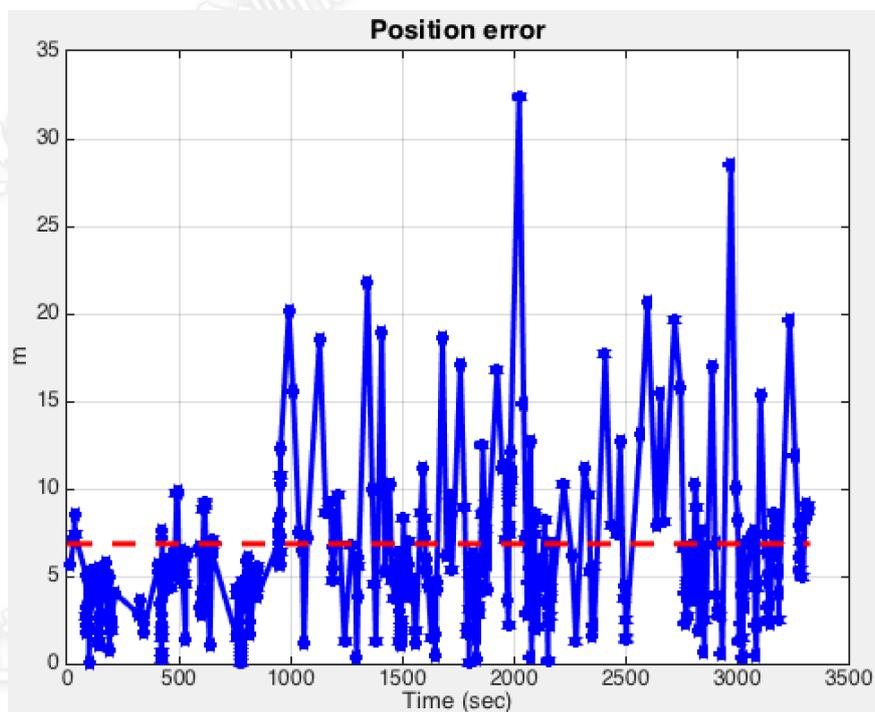


图 6-28. 磁场匹配定位误差 (多种模式)

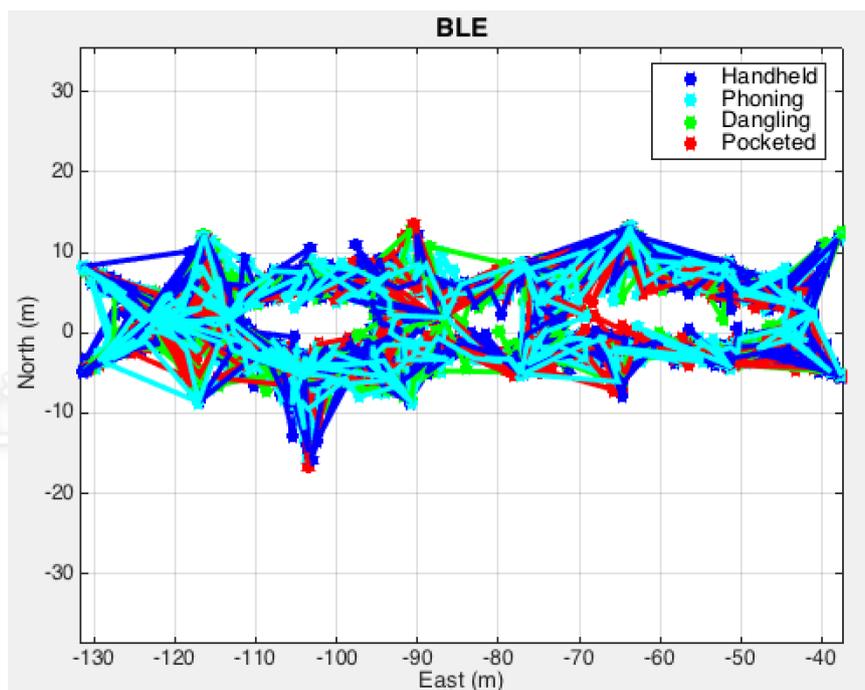


图 6-29. BLE 定位结果 (多种模式)

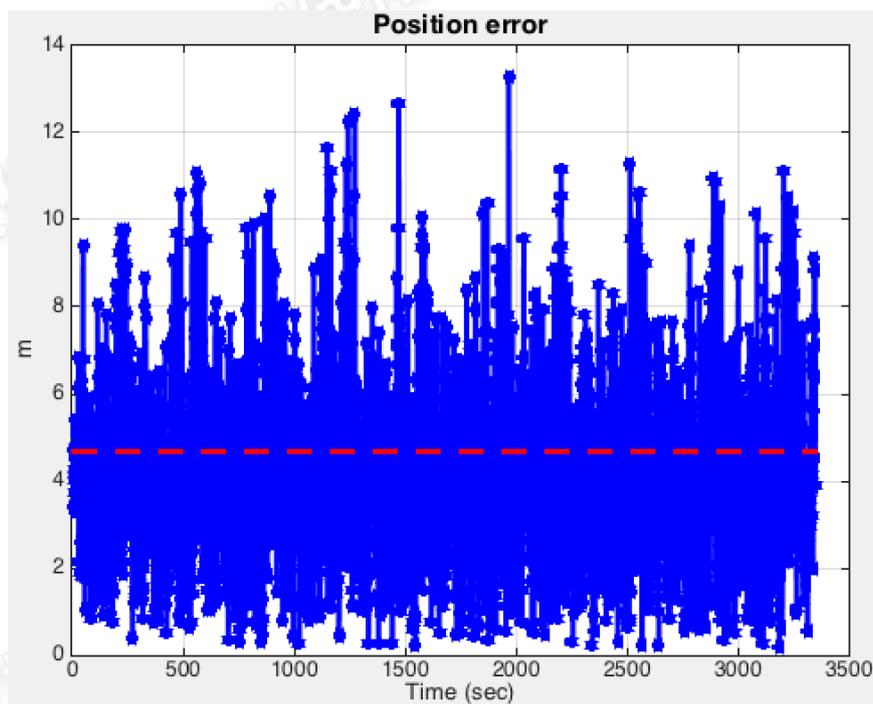


图 6-30. BLE 定位误差 (多种模式)

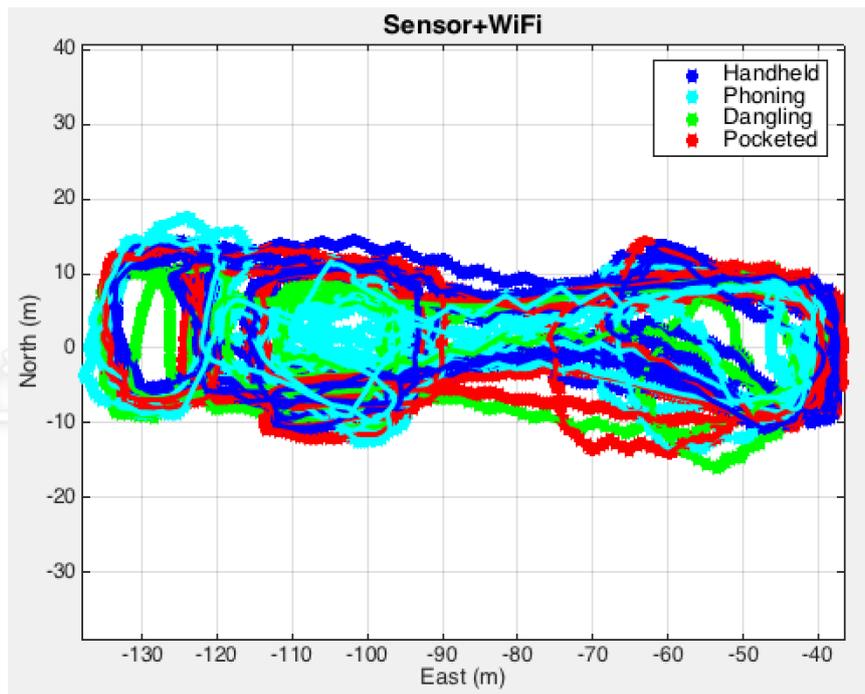


图 6-31 DR+WiFi 组合定位结果 (多种模式)

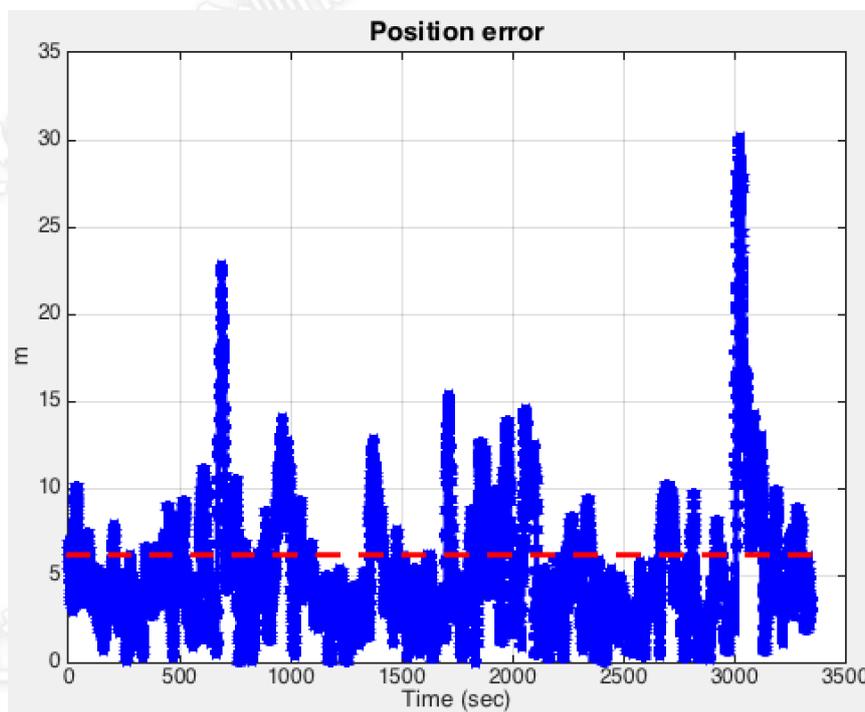


图 6-32. DR+WiFi 组合定位误差 (多种模式)

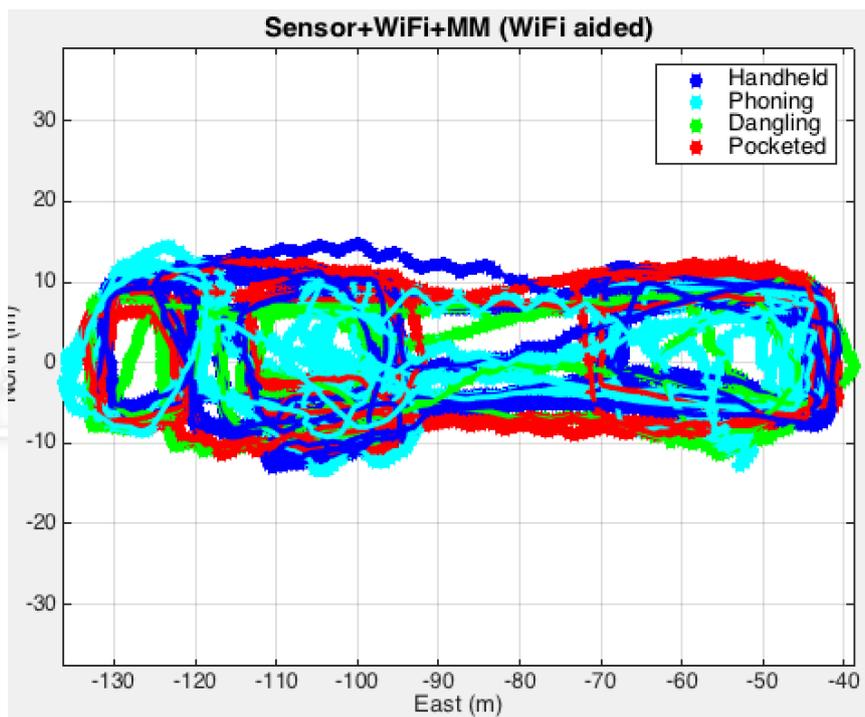


图 6-33. DR+WiFi+磁场组合定位结果 (多种模式)

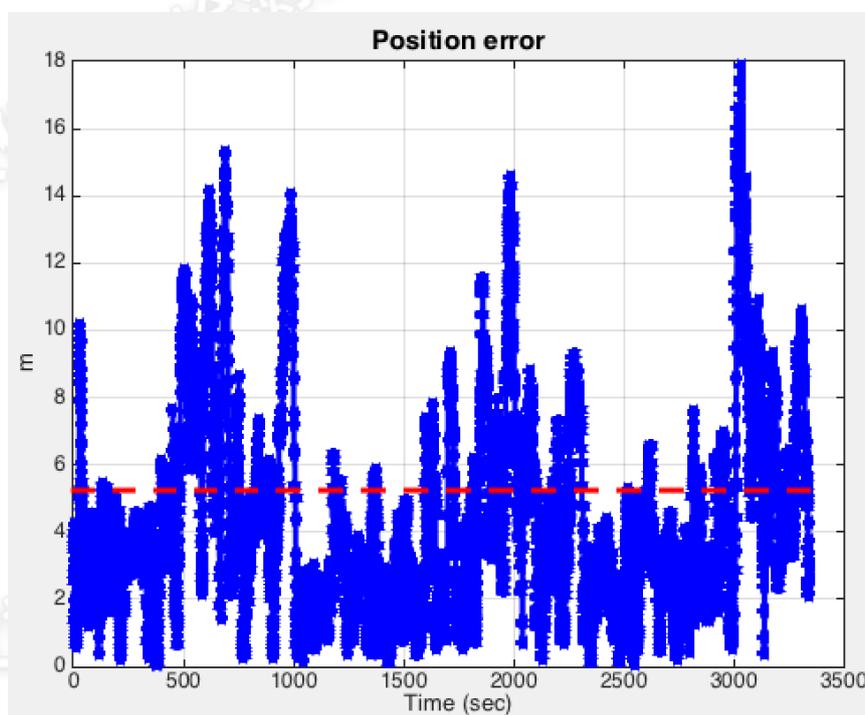


图 6-34. DR+WiFi+磁场组合定位误差 (多种模式)

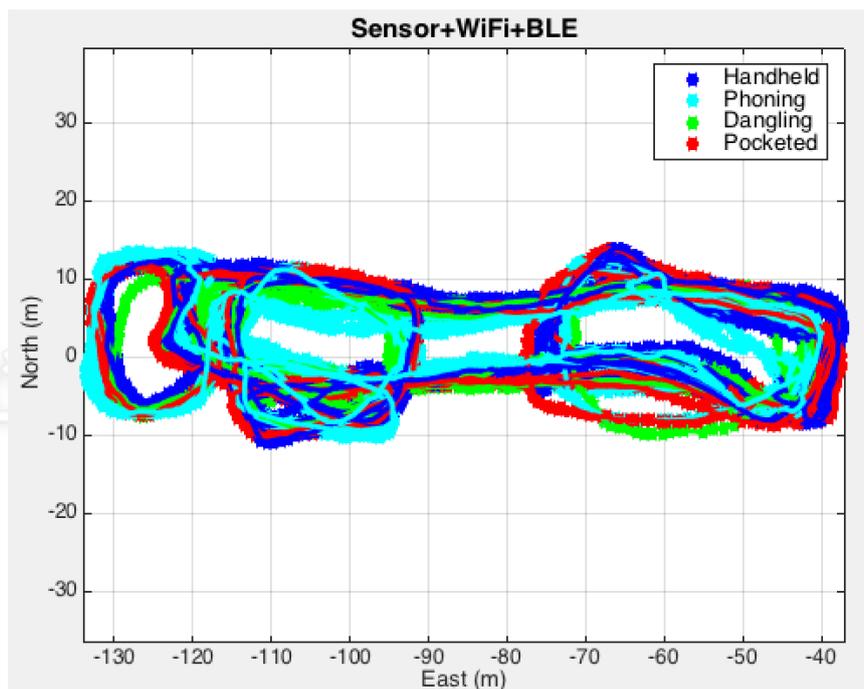


图 6-35. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位结果 (多种模式)

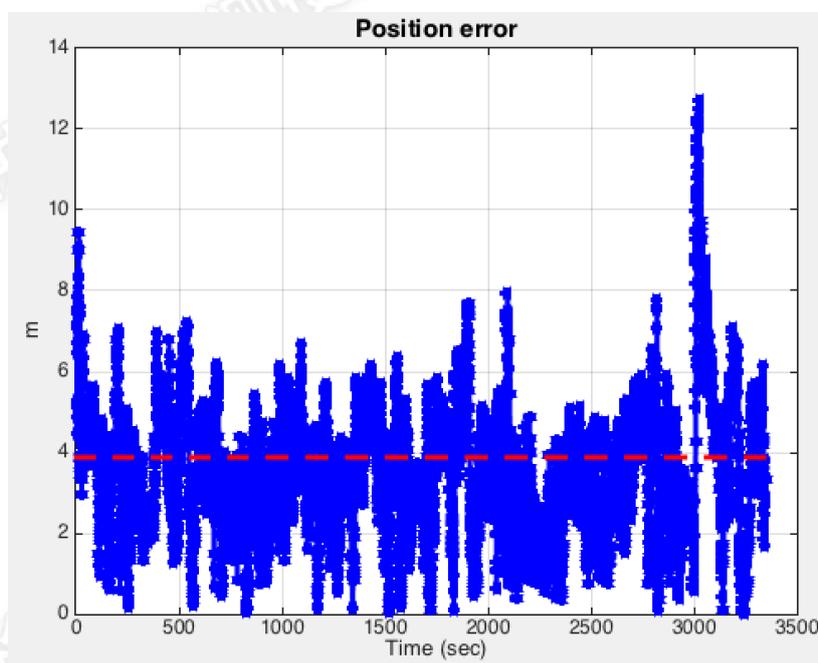


图 6-36. DR+WiFi+磁场+BLE 组合定位误差 (多种模式)

和端平的实验相比，在存在多种模式切换时，DR 的可靠性明显降低，在切换动作时，可能出现航向角迅速增大的问题。即便是在这种条件下，通过本文组

合导航算法和 WiFi、磁场匹配、以及 BLE 组合后,还是可以有效修正 DR 误差,提供连续的结果。但精度和可靠性较手持端平的情况还是有了显著降低。在 DR+WiFi 组合的结果中,出现了两段超过 20 米的误差。通过引入磁场匹配,最大定位误差被降低到了 18 米。更进一步,当增加 BLE 量测后,最大位置误差被抑制到了 13 米,位置误差的 RMS 值也降低到了 4 米。

两组多次试验定位误差的统计结果如表 6.2 所示。其中 80% 代表 80% 的概率的误差所在的区域对应的位置误差值。图 6.37 对比了两组实验中各方案位置误差的 RMS 值。

表格 6-2. 两组实验中各方案位置误差的统计值

误差	DR	WiFi	MM	BLE	DR/WiFi	DR/WiFi/ MM	DR/WiFi/ MM/BLE
第 1 组							
RMS 值	41.2	6.3	5.1	4.3	5.0	3.9	2.8
80%	52.9	7.4	6.6	5.8	6.3	5.7	5.3
最大值	124.7	25.4	36.5	11.5	12.3	10.8	7.6
第 2 组							
RMS 值	130.4	6.7	7.6	4.9	6.1	5.2	4.1
80%	164.9	8.2	9.4	6.6	8.2	7.7	7.2
最大值	234.5	21.2	34.5	13.2	15.4	14.3	9.7

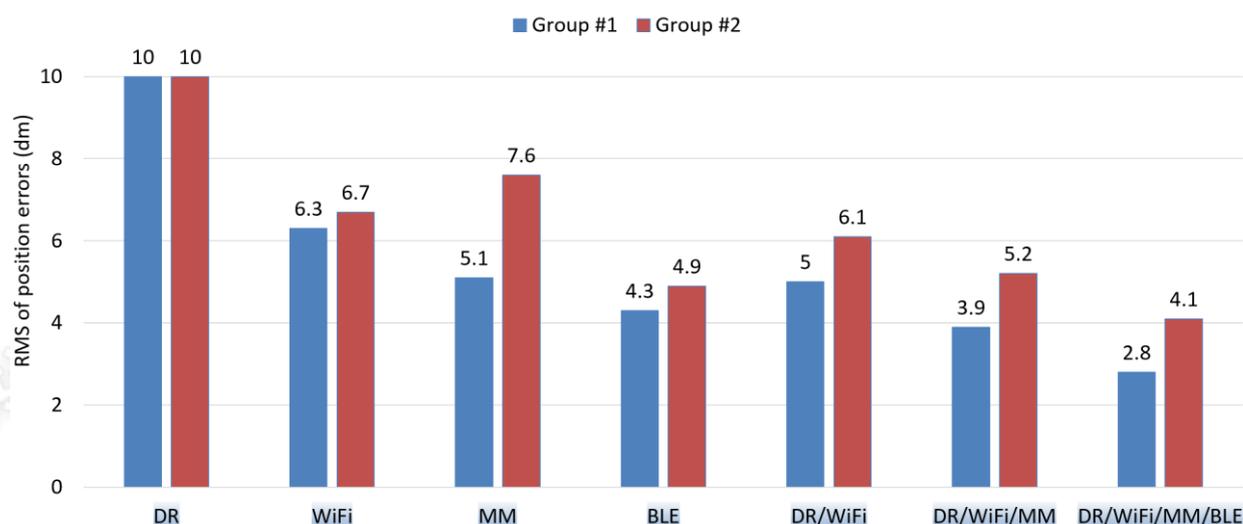


图 6-37. 两组实验中各方案位置误差的 RMS 值 (大于 10 米的部分没有显示)

从图 6.37 可以看出,单看单一组(手持端平或者多种模式切换)的数据,使用来自更多手段的数据进行融合可以大体上提高导航精度,这证实了本文多传感器组合导航算法的可靠性。

另一方面,对比两组实验的结果,发现运动模式的切换不仅可能降低 DR 的性能,还可能影响磁场匹配的性能,可能的原因是磁场匹配依靠的是磁强计的测量值,其仍旧和手机姿态有关联。但是,运动模式的变化没有对 WiFi 定位的性能造成显著影响。

因此,运动模式是影响导航性能的一个重要因素。尤其是对于数据库众包更新这一问题,需要假定 WiFi 以及磁场数据库是不可靠甚至不可用的,在这种情况下,运动模式的影响尤为明显。因此,本研究将运动模式作为一个影响众包数据库质量的重要因素,并在第 6.3 节中进行介绍。

6.2 数据库快速建立

本节给出两种数据库生成方式的结果。其中第 6.2.1 节中方案是基于室内地图匹配的快速走动测绘方法,适用于原始数据库的快速建立。第 6.2.2 节中方案则基于定位锚点,并利用基于传感器数据的导航解和双向滤波。在存在进出建筑的情况下,使用 GPS 结果作为锚点;在室内的情况下,使用 BLE 定位结果作为锚点。因为现代或未来建筑物已将 BLE 用于在关键地点(如电梯口、路口等),所以第二种方案是可行的。同时因为其完全不需要人工干预,因此特别适用于大数据背景下室内 WiFi 数据库的众包更新。

6.2.1 利用地图的数据库快速建立方法

常用的数据库建立方法包括单点采集方法和连续采集方法。单点采集方法需要在事先规划好的参考点上采集记录,为了提高指纹数据库可靠性,一些研究还在每个参考点的四个方向上分别采集信号。单点采集不仅在科研中得到广泛应用(Bahl and Padmanabhan, 2000, Youssef and Agrawala, 2005),也在商业实践中大量应用(Chintalapudi et al., 2010)。虽然单点采集实现简单,但是耗时耗力,一栋小建筑也需要花费测绘人员数小时的时间(Bolliger, 2008)。

在生产实践中为了提高数据库的建设效率,一些公司采用了连续采集的方法。通过匀速假设并利用已知位置的路标及地图,连续采集方法减少了事先测绘的工作量。具体建立过程如下:测绘人员沿着路标(通常为角落或者拐点)走动,当

测绘人员经过路标时，在数字地图上手动标注该路标，最后通过路标之间的距离和行走所花费时间可以得到在路标点之间的参考点坐标。这种方法比在数字地图上对每个参考点进行标注并进行逐个采集的单点法效率高很多，但是需要限制测绘人员在路标间匀速直线走动。

本文利用了陀螺和加速度计信息，对连续采集的方式进行了改进。一方面，通过加速度计探测的脚步信息，将获取相邻路标点之间的参考点坐标所需的匀速假设，放宽为匀步长假设。另一方面，由于陀螺可以提供短期可靠的相对航向变化，可以在短时间内消除测绘人员必须走直线的前提条件。

本次实验生成数据库所用轨迹如图 6.38 所示，其中不同颜色代表不同的数据库轨迹，一个大头针代表一个参考点。



图 6-38. 连续采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置

为了评估使用本文快速建立方法建立的数据库进行 WiFi 定位的性能，还进行了逐点采集数据库的生成以及相应的定位。逐点采集的参考点位置如图 6.39 所示。在每个点上，进行了 1 分钟的信号采集。采集过程中，采集者端平手机，身体缓慢匀速进行 360 度转动，以保证手机朝向各个方向。采集完成后，对每隔参考点上的 WiFi 数据求平均，使用平均值来和已知的参考点坐标结合生成 WiFi 数据库。



图 6-39. 逐点采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置

为了测试本数据库快速生成方法的性能, 分别使用本方法以及逐点采集方法生成的数据库, 对形状如 6.5 所示轨迹的数据进行了 WiFi 定位测试。使用两种数据库的一次 WiFi 定位示例结果分别如图 6.40 和 6.41 所示。图中黄色大头针为 WiFi 定位结果, 黄色实线用于展示定位点之间的顺序。



图 6-40. 使用连续采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果



图 6-41. 使用逐点采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果

图 6.40 和 6.41 结果对应的定位误差分别如图 6.42 和 6.43 所示。图中横轴和纵轴分别表示北方向和东方向的坐标，竖轴表示位置误差。图 6.44 对比了使用两种数据库进行 WiFi 指纹识别的 10 条轨迹的定位误差的 RMS 值。

WiFi Positioning error distance (fast walk-survey)

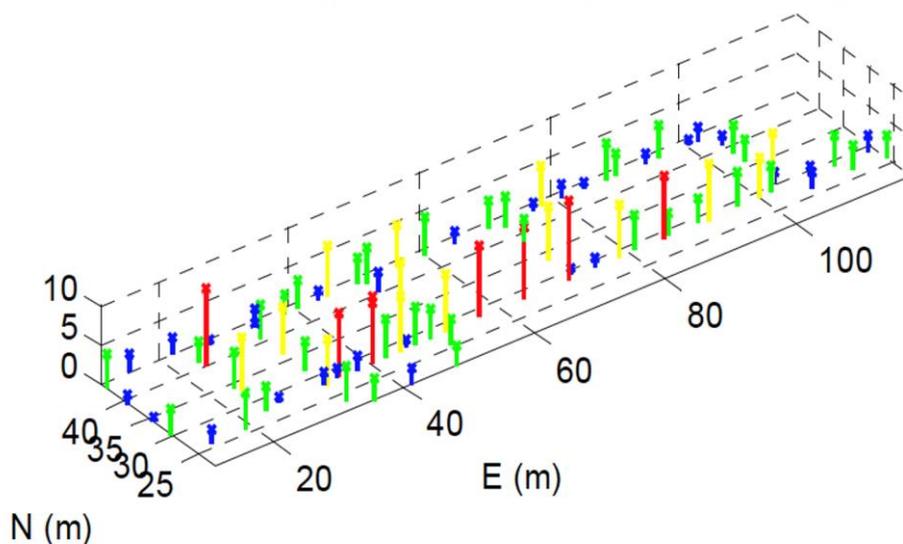


图 6-42. 使用连续采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差

WiFi positioning error distance (Point-by-Point)

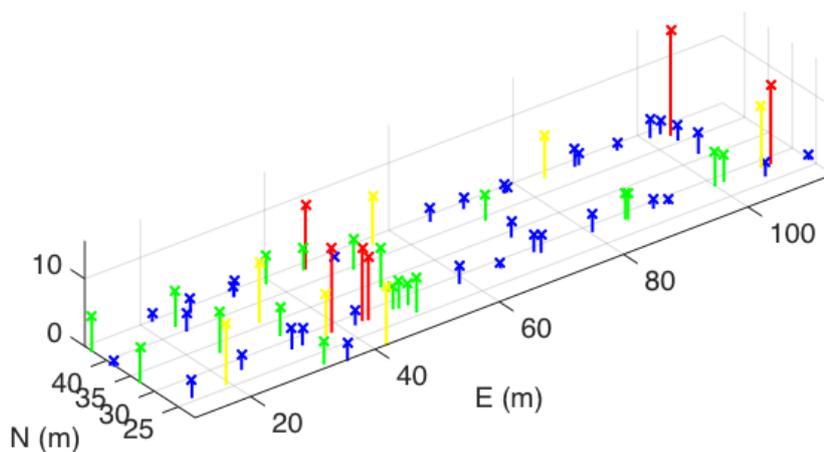


图 6-43. 使用逐点采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差

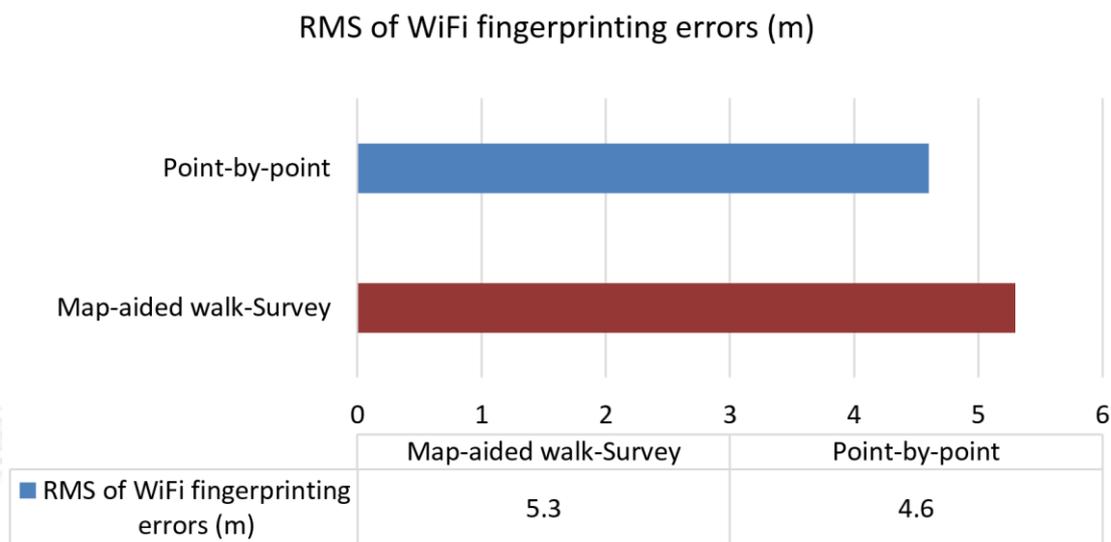


图 6-44. 使用两种数据库进行 WiFi 指纹识别的定位误差的 RMS 值

使用本文快速采集和传统逐点采集方法生成的数据库进行 WiFi 指纹识别定位的定位误差的 RMS 值分别为 5.3 米和 4.6 米，也就是说，在所测环境中使用快速采集的方法生成的数据库进行 WiFi 指纹识别定位的精度比使用逐点采集的数据库时要低 0.7 米。考虑到 WiFi 定位本身的精度约为 5 米，可以认为利用地图辅助的 PDR 数据库建立方法和单点采集数据库建立方法的导航精度基本相同。而此次实验中，连续采集的方法较逐点采集，外业数据采集的时间缩短了 75%，因此，本文给出的基于地图辅助的快速数据库采集方法是一种高效且较为可靠的方式。

6.2.2 不依赖地图的数据库快速建立方法

上节实验证明了利用地图辅助的 PDR 数据库建立方法和单点采集数据库建立方法的导航精度基本相同。因此本节实验将利用地图辅助 PDR 建立的数据库作为参考数据库来评估这种不依赖地图建立的数据库质量。

因为不依赖任何外部设备的数据库生成是本文重点之一，因此在这一部分，在两种不同的 WiFi 环境中进行了测试。除了 6.1 节中介绍的建筑 A 外，还有 WiFi 分布稀疏的建筑 B。建筑 A 和 B 的实验结果将分别在第 6.2.2.1 和 6.2.2.2 节给出。

本方法不依赖地图的数据库建立，仅需要少量锚点，结合锚点之间的惯性传感器数据，即可完成锚点之间的双向滤波。在实际应用中，结合公共场合中大量

的日常用户导航数据，可以结合第 6.4 节中的质量控制机制，可以挑出最可靠的导航解，用于生成数据库。本节中，使用用户短期进出建筑物的轨迹，即使用 GPS 量测作为轨迹的起点和终点。

6.2.2.1A 大楼实验结果

图 6.45 – 6.48 分别展示了在本地坐标系下用于生成数据库的四条轨迹的正向滤波、反向滤波，以及反向平滑结果。每幅图中的蓝色虚线、绿色虚线、红色实线以及黑色点线分别表示前向结果、后向结果、平滑结果以及参考轨迹。楼层地图位置信息从 Google Earth 上获取得到，轨迹的起点和终点分别是前向 PDR 和后向 PDR 的起始位置。

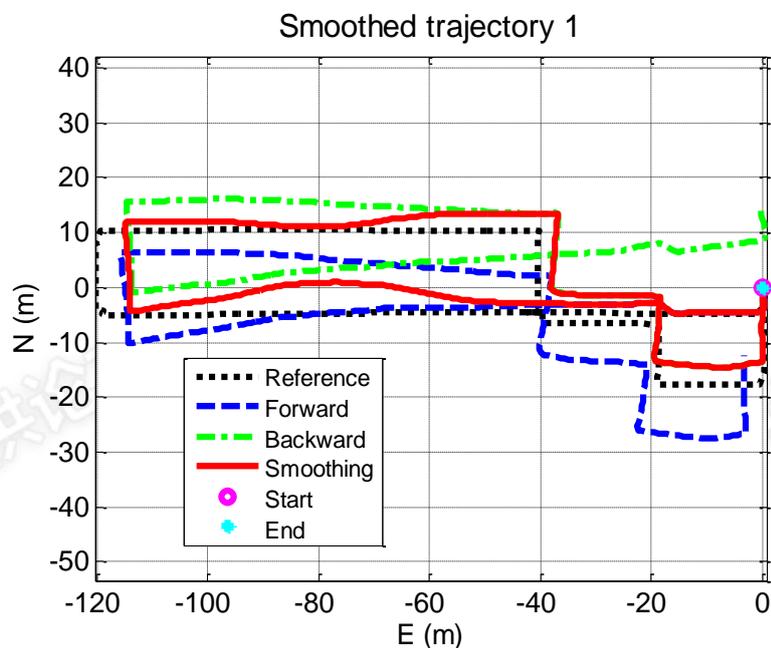


图 6-45. 数据库轨迹 1 对应的正、反向滤波以及平滑结果

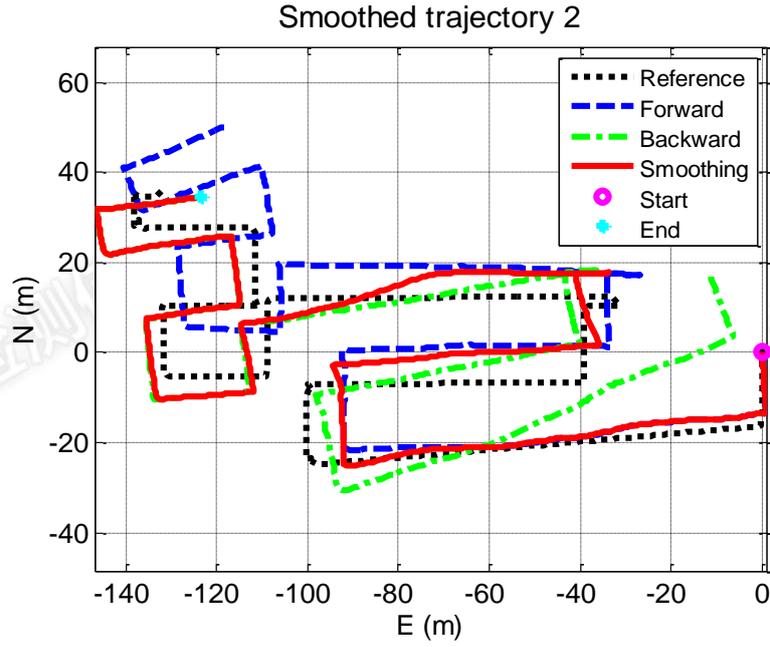


图 6-46. 数据库轨迹 2 对应的正、反向滤波以及平滑结果

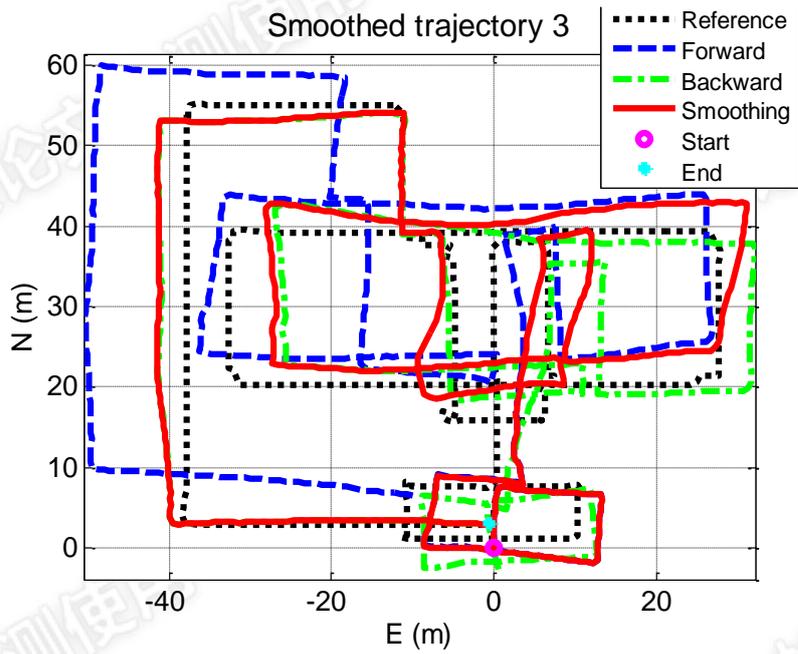


图 6-47. 数据库轨迹 3 对应的正、反向滤波以及平滑结果

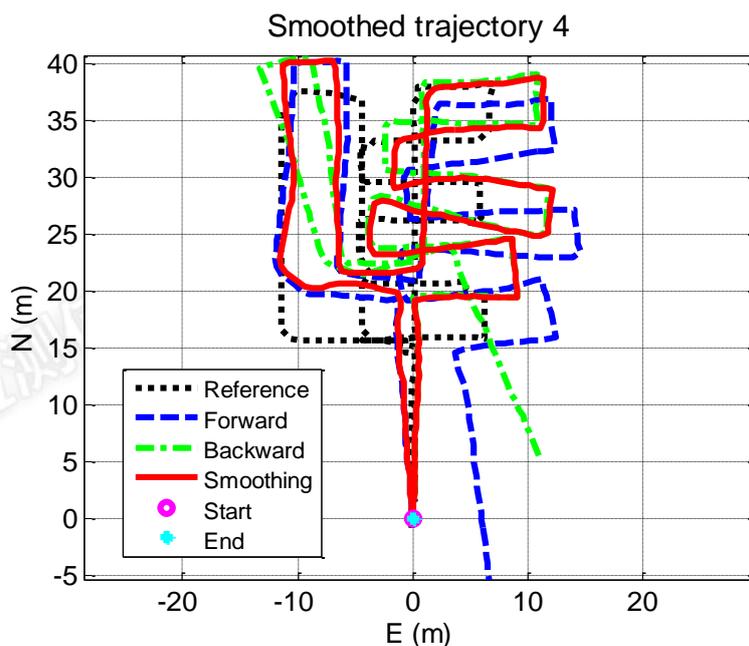


图 6-48. 数据库轨迹 4 对应的正、反向滤波以及平滑结果

从图我们可以看到前向和后向 PDR 结果的形状均和参考轨迹形状相似，在初始阶段都较准确，但是受长期漂移影响后期会发生偏移。漂移误差是由航向误差和步长误差造成，这是只基于传感器定位方法不可避免的问题。平滑后的轨迹和参考轨迹在初始阶段和最后阶段基本重合，这是因为前向 PDR 和后向 PDR 结果分别在轨迹初始阶段和最后阶段较精确且有较高权重。图 6.49 展示了使用平滑结果生成的 WiFi 数据库参考点位置。



图 6-49. 连续采集方法生成的 WiFi 数据库中参考点位置

为了更清晰的展示各方法误差，图 6.50–6.53 分别显示了四条轨迹使用 3 种方法的误差距离（即估计的用户位置和真实位置之差）。图中蓝色虚线、绿色电

线以及红色实线分别表示前向 PDR、后向 PDR 和平滑结果的误差距离，洋红色实线表示前向 PDR 结果的 RMS 值，青绿色实线表示平滑结果的 RMS 值。

可以看到平滑结果在每条轨迹的起始和结束阶段较为准确，但是在中间阶段误差较大，符合平滑算法的特性。通过综合使用整个导航过程中的数据，平滑结果比前向 PDR 结果要更精确。表给出了前向 PDR 和平滑结果的误差最大值和误差 RMS 值，最后一行为相应各指标的 4 条轨迹 RMS 值。

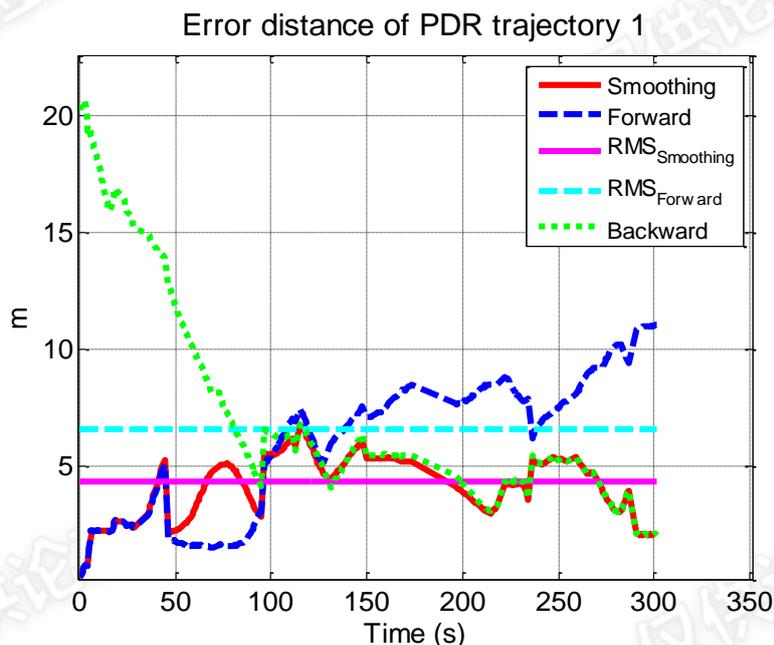


图 6-50. 数据库轨迹 1 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差

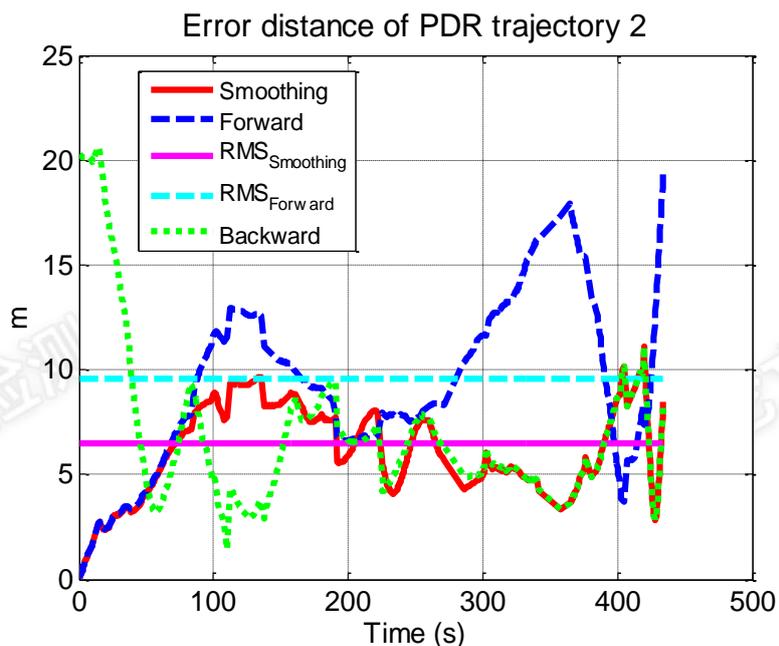


图 6.50. 数据库轨迹 2 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差

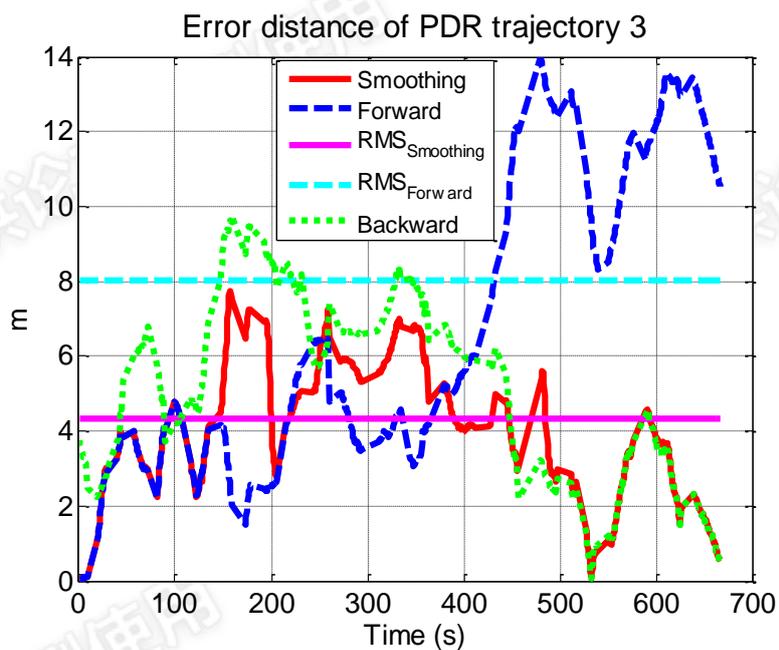


图 6-51. 数据库轨迹 3 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差

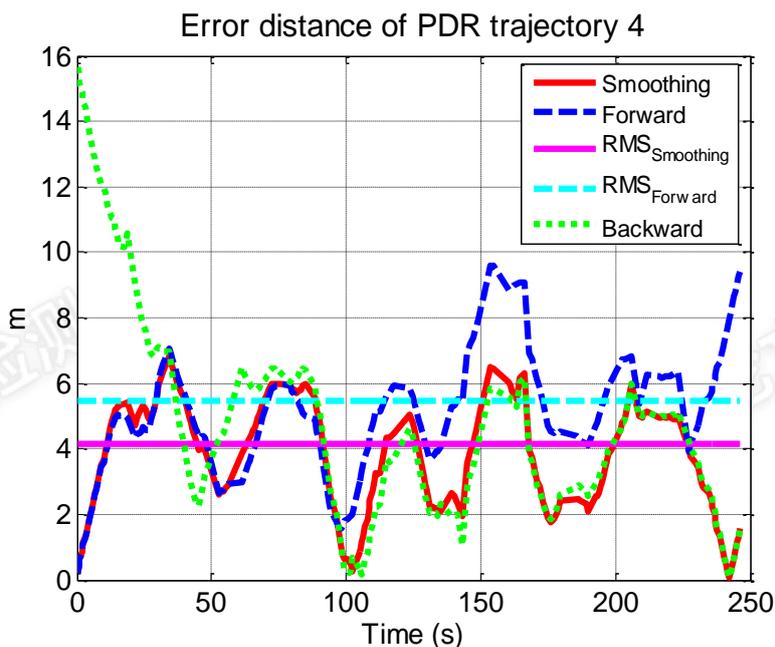


图 6-52. 数据库轨迹 4 对应的正、反向滤波以及平滑结果的位置误差

可见，通过双向滤波进行平滑，得到的结果位置误差较单纯的正向滤波有明显的改进，尤其是在估计的后半部分。表 6.3 对比了平滑结果和正向滤波结果位置误差的统计值，以及前者相对后者的改进。

表格 6-3. 各轨迹正向滤波和平滑结果的统计值

轨迹	前向误差结果		平滑误差结果		RMS 减少比例
	Max	RMS	Max	RMS	
1	11.0	6.6	6.7	4.3	34.9%
2	19.3	9.5	11.1	6.5	31.6%
3	14.0	8.0	7.7	4.3	46.3%
4	9.6	5.5	7.0	4.1	25.5%
RMS	16.1	8.7	9.6	5.7	34.5%

误差距离的最大值和 RMS 值分别从 16.1m 和 8.7m 减少到 9.6m 和 5.7m，减少幅度为 34.5%。平滑后的导航结果就可以用来建立导航数据库（WiFi 指纹，磁场轮廓等）。利用此方法建立的导航数据库参考点如图所示，为了进行比较，图也给出了利用地图辅助 PDR 方法得到的参考点。从图 6.49 可以看出本节提出的方法相比真实轨迹有些偏移，利用地图辅助 PDR 方法得到的参考点和真实轨迹基本吻合。后文将会评估数据库偏移对 WiFi 定位的影响。

为了评估本众包采集方法建立的数据库质量，本文将它和参考数据库进行了对比，使用图 6.7 所示形状的测试轨迹来评估数据库偏移对于 WiFi 定位的影响。

在 WIFI 数据处理过程中阈值参数设置为 -85dBm , $=200\text{dBm}$ ，即只使用 RSS 强于 -85dBm 的信号，当最小 WiFi 信号强度距离小于 200dBm 时才使用 WiFi 指

纹结果。 k 最临近方法的 k 值设为 3。使用众包采集方法以及地图辅助的采集方法生成的数据库的一次 WiFi 定位示例结果分别如图 6.54 和 6.55 所示。



图 6-53. 使用众包采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果



图 6-54. 使用地图辅助采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别结果

WiFi 定位结果并不会发生长期发散，但是存在短期的跳变现象。由于 k -NN 方法使用的是位置平均的方法，所以并不是所有的 WiFi 定位结果和数据库中的参考点坐标相同。但是如上图(a)所示，可以明显看到 WiFi 定位结果和数据库类似发生了一样的偏移，即本方法生成的数据库同参考数据库相比右侧向北偏移，定位结果同样产生了北向偏移。

图给出了导航轨迹的 WiFi 定位误差， x 轴为轨迹在西东方向上的距离， y 轴为轨迹在南北方向上的距离， z 轴表示定位误差距离。

图 6.54 和 6.55 结果对应的定位误差分别如图 6.56 和 6.57 所示。图中横轴和纵轴分别表示北方向和东方向的坐标，竖轴表示位置误差。

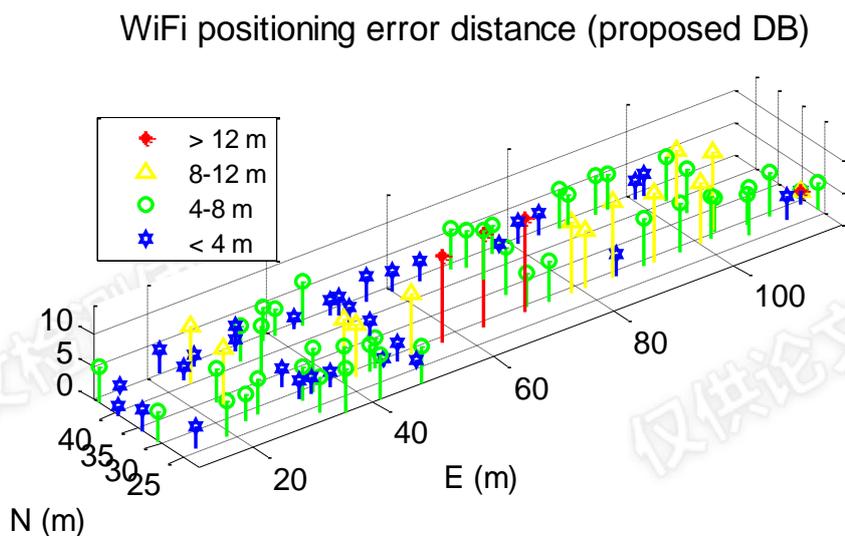


图 6-55. 使用众包采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差

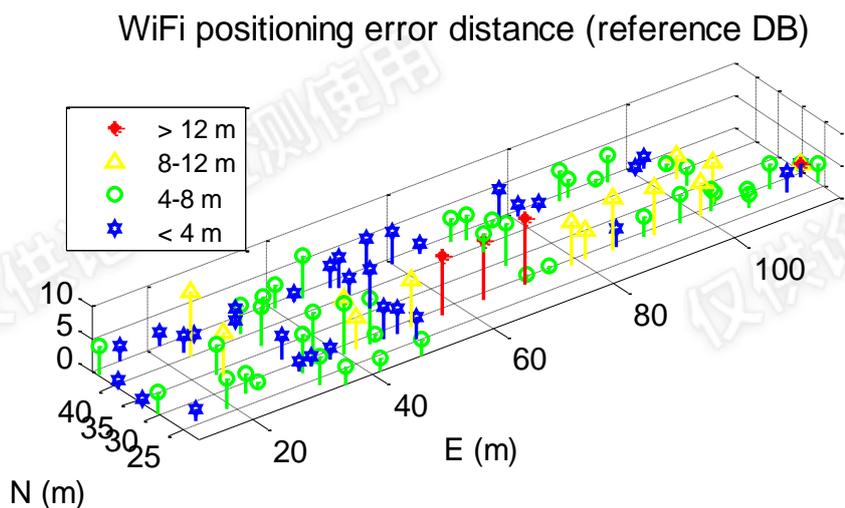


图 6-56. 使用地图辅助采集方法生成的数据库的 WiFi 指纹识别定位误差

最大的 WiFi 定位误差发生在 WiFi 信号丰富的中间区域，而不是 WiFi 信号更少的边缘区域，和笔者预期不符。这可能是由于中间区域信号强烈，造成中间区域各参考点指纹相似。通过和 PDR 组合能够有效减少这种跳变。

为了进一步评估 WiFi 定位误差，图 6.58 对比了上述两种数据库定位误差的时间序列，图中两条虚线表示相应的 RMS 值。x 轴的蓝色部分和黄色部分分别表示室外和室内环境。两种方法的统计误差 CDF 如图所示。

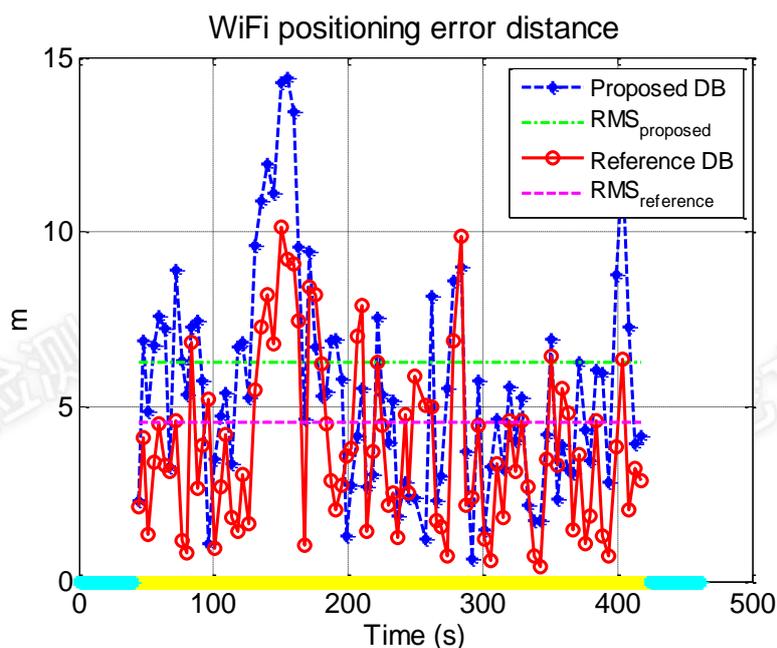


图 6-57. 使用众包和地图辅助采集方法的 WiFi 指纹识别定位误差

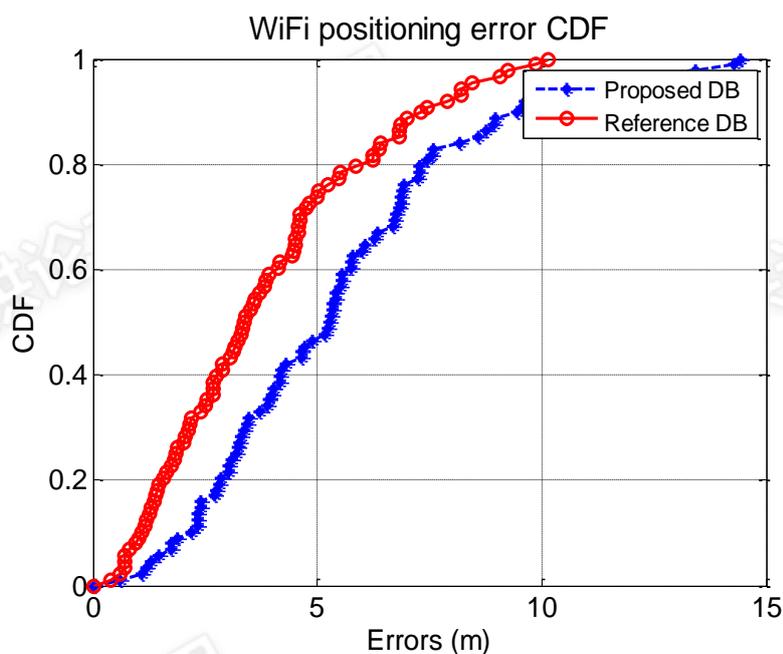


图 6-58. 使用众包和地图辅助采集方法的 WiFi 指纹识别定位误差的 CDF 曲线

参考指纹数据库的最大定位误差和定位误差 RMS 分别为 10.1m 和 4.6m，而用本方法建立的数据库相应最大定位误差和定位误差 RMS 为 14.2m 和 6.1m。，因此最后的指纹定位最大误差增加了 4.1m，RMS 值增加了 1.5m，而通过平滑后处理建立的数据库相对参考数据库的偏移 RMS 值为 5.7m。这表明基于智能手机的 WiFi 指纹定位还有其他的误差源的影响要比数据库偏移的影响更大。从图中可以看到在 100~200s 过程中本节建立数据库和参考数据库定位结果均发生较大

误差，证明了此误差源是由 WiFi 定位过程中的其他因素引起而不是由于数据库误差。

使用平滑方法所建立的数据库定位结果 80% 的定位误差小于 7.5m，参考数据库的定位结果 80% 定位误差小于 6m。因此这次实验中，本方法定位误差要比利用地图辅助的指纹数据库定位误差大 1.5m。

6.2.2.2B 大楼试验结果

B 大楼和 A 大楼环境差别较大，B 大楼的 WiFi 热点数量更少，金属结构也较少，主要结构就是过道。整个测试区域面积为 $140 \times 60\text{m}^2$ ，具体环境如下图所示：



图 6-59 B 大楼实验环境

和 A 大楼相比，B 大楼的走廊较为狭长，数据库生成方法类似建筑 A。建筑 B 内数据库轨迹如下图所示：



图 6-60 B 大楼数据库建立轨迹

利用传感器的导航结果如图所示。蓝色虚线、绿色虚线、红色实线以及黑色点线分别表示前向 PDR 结果、后向 PDR 结果、平滑结果以及参考轨迹。起点和终点分别是前向 PDR 和后向 PDR 的初始位置。这些方法的误差距离如图所示，蓝色虚线、绿色点线和红色实线分别表示前向、后向以及平滑结果。洋红色实线和青绿色实线分别表示前向和后向误差距离的 RMS 值。

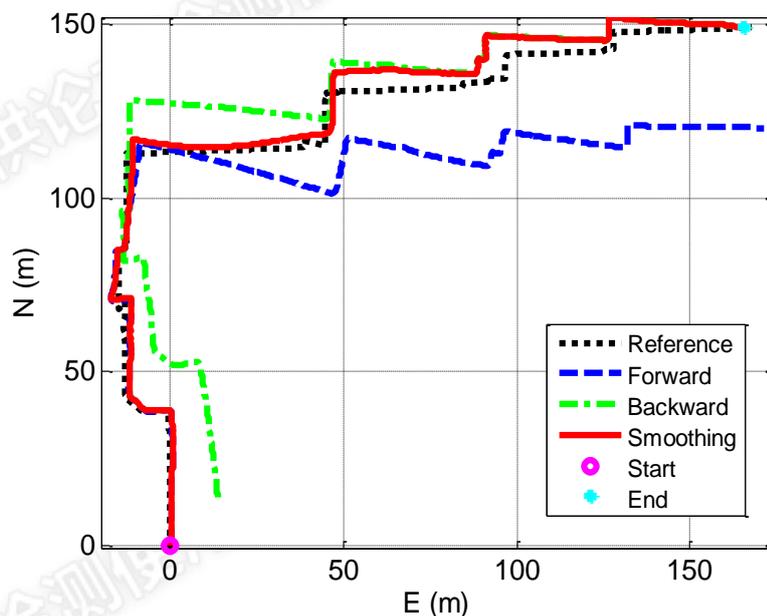


图 6-61. 建筑 B 内数据库轨迹对应的正、反向滤波以及平滑结果

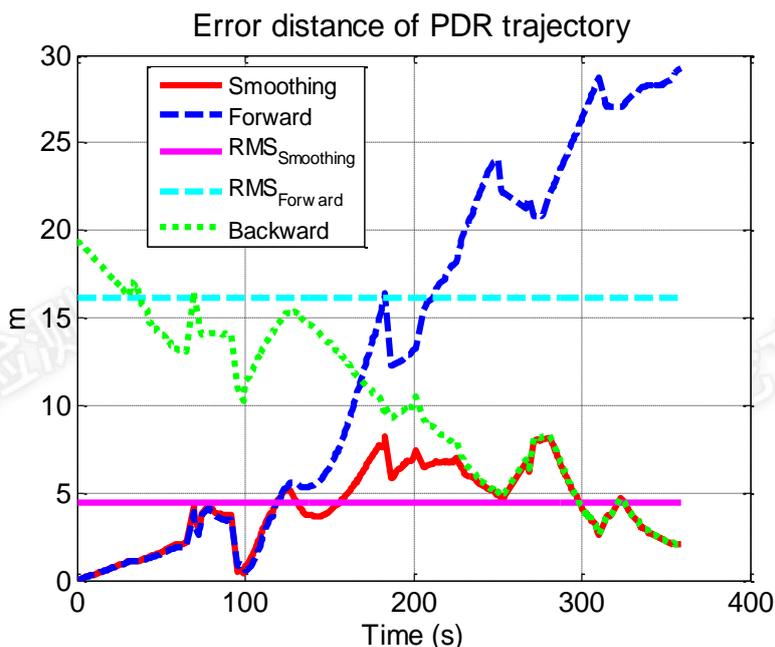


图 6-62. 建筑 B 内数据库轨迹对应的正、反向滤波以及平滑结果位置误差

由于 B 大楼的实验轨迹笔直且距离较长，前向、后向 PDR 导航结果在最后阶段误差分别达到了 25m 和 20m，要比 A 大楼实验误差更大。但是经过平滑处理后，前向 PDR 最大误差和误差 RMS 值分别从 29.2m 和 15.9m 减少到 8.1m 和 3.9m。

平滑后的导航结果被用来建立 WIFI 指纹数据库，如图所示。参考数据库同样是由地图辅助的 PDR 导航结果建立，如图所示。可以看到平滑方法建立的数据库参考点和参考数据库相比在中间仍然有一些偏移。



图 6-63. 利用平滑方法建立的数据库



图 6-64. 利用地图辅助 PDR 方法建立的数据库

指纹数据数据库中的 WiFi 信号分布情况如图所示。可以看到 WiFi 信号数量要比 A 大楼实验时的数量要少很多，因为在 B 大楼的实验是在一楼进行，这一层主要用来作为过道，办公室数量较少。

Weighted AP number of single sample WiFi database

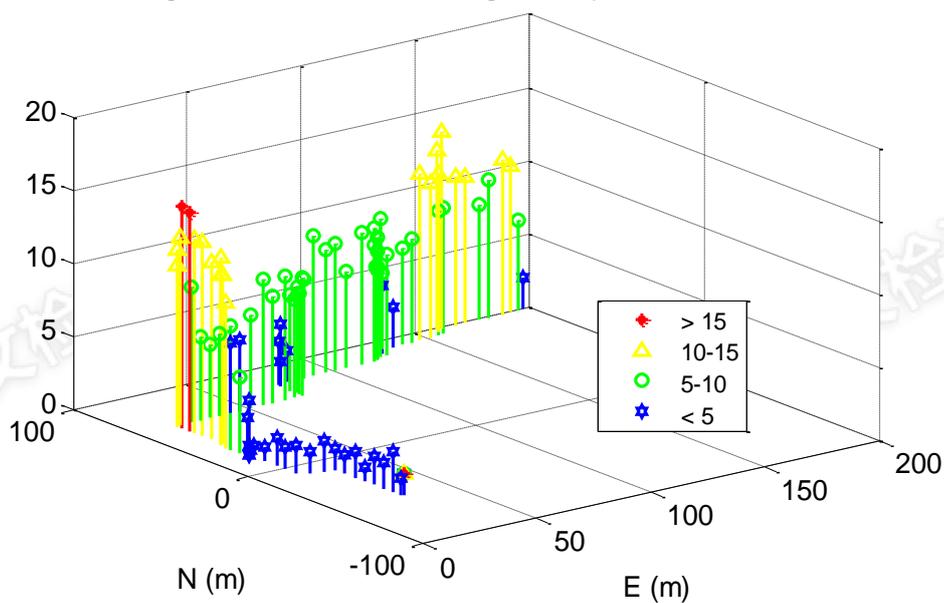


图 6-65 参考数据库中的 WiFi 信号分布

B 大楼的测试轨迹和数据库的建立轨迹相同，但是行走方向相反。两种方法的 WiFi 指纹定位结果如图 6.67 和 6.68 所示。



图 6-66. 使用众包方法建立的数据库的定位结果



图 6-67. 使用地图辅助 PDR 方法建立的数据库的定位结果

图 6.67 的一些 WiFi 定位结果在北向有些偏移，这是数据库偏移所造成的。图 6.68 和 6.69 显示了导航轨迹上的 WiFi 定位误差，其中 x 轴、y 轴分别表示轨迹在西东方向和南北方向的长度，z 轴表示定位误差距离。

图 6.68 和图 6.69 给出了两种方法的 WiFi 定位结果，和图 6.65 进行比较，最大的定位误差发生在 WiFi 信号稀少的区域。

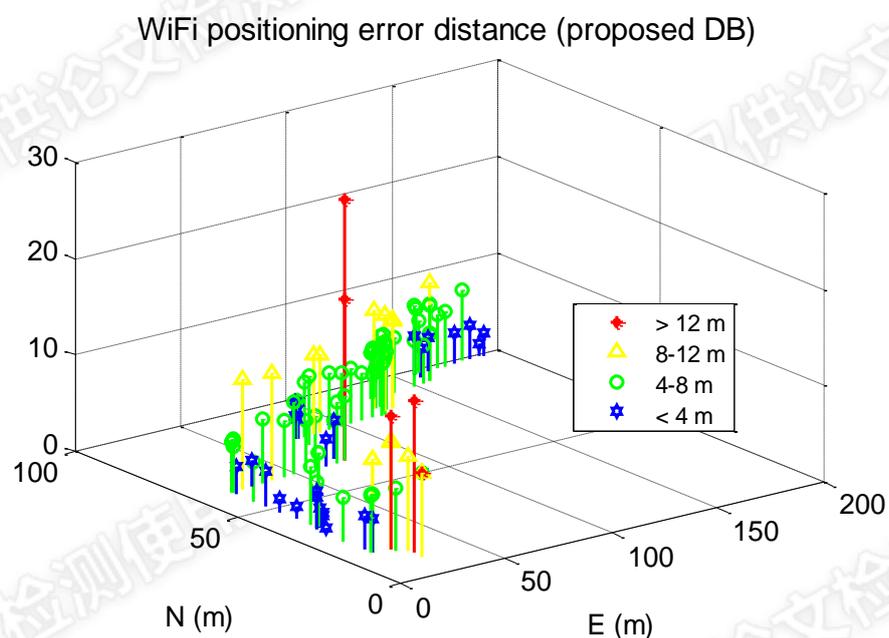


图 6-68. 使用众包数据库 WiFi 定位结果

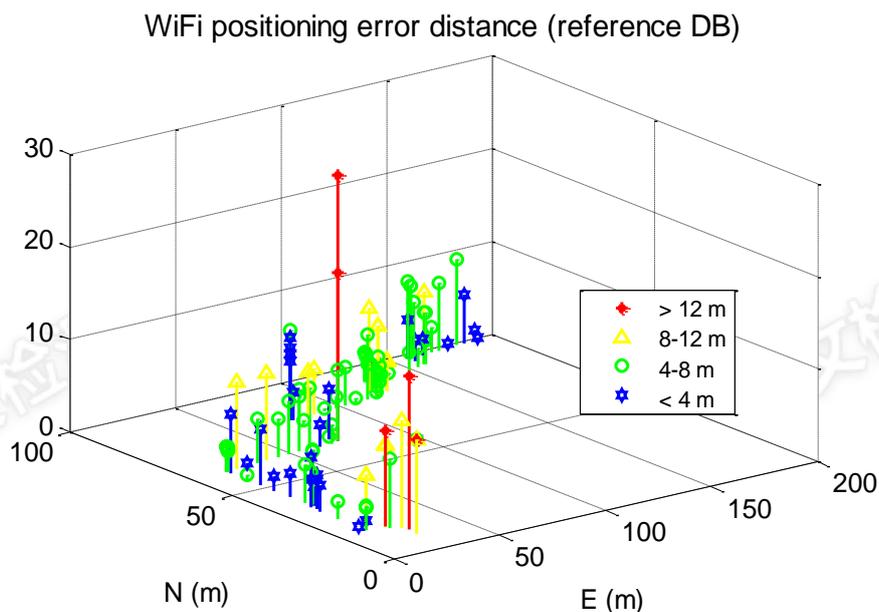


图 6-69. 使用地图匹配数据库 WiFi 定位结果

使用平滑数据库的 WiFi 定位误差 RMS 值为 6.0m，使用参考数据库则为 5.1m，两种方法的最大误差则分别为 11.4m，12.5m。尽管用平滑处理算法建立的数据库参考点偏移 RMS 达到 3.9m，但是最终的 WiFi 指纹定位结果误差只增长了 0.9m，因此进一步证明了使用智能手机进行 WiFi 定位其他的误差源的影响要比这种程度的数据库偏移影响更大。

使用平滑方法建立的数据库定位误差有 80% 小于 7.1m，而参考数据库定位误差 80% 小于 6.4m。即 B 大楼实验中，本方法定位误差要比利用地图辅助的指纹数据库定位误差大 0.7m。

本节实验评估了使用平滑方法建立的数据库偏移对于定位结果的影响。A 大楼实验结果表明，当数据库偏移误差 5.7m 的情况下，WiFi 定位误差为 6.1m，要比使用参考数据库定位结果的误差大 1.5m。B 大楼实验结果表明，当数据库偏移误差为 3.9m 情况下，定位误差为 6m，要比参考数据库定位结果的误差大 0.9m。因此本节方法所建立数据库和参考数据库的差异所造成的定位误差相比手机定位的其他误差源影响要小。所以尽管 WiFi 指纹定位的精度依赖于指纹数据库的质量，但是在本实验中证明了由于其它误差源的影响，手机 WiFi 指纹定位的误差不会因数据库偏移误差而线性增长。

6.3 降低数据库众包更新误差方法

上一节评估了基于双向滤波平滑的数据库更新方法。该方法是基于手机内置传感器数据，完全不需要人工干预，因此特别适用于大数据背景下室内导航数据库的众包更新。另一方面，对于数据库的众包更新方法，基于传感器数据的导航解的精度至关重要。因此，针对影响导航解的三个典型影响因素，本节相应地给出了抑制其影响的方法。

6.3.1 模式识别

本次实验中，测试人员携带手机在室内进行了长时间的导航。在导航过程中，依次在四种运动模式（手持端平、打电话、随手摆动、口袋模式）中切换。图 6.70 第 1、2 个子图展示了运动过程中的陀螺、加速度计信号，而第 3 个子图则展示了运动模式识别结果，其中手持端平、打电话、随手摆动和口袋模式分别用纵坐标 1、2、3 和 4 表示，静止模式对应纵坐标 0。

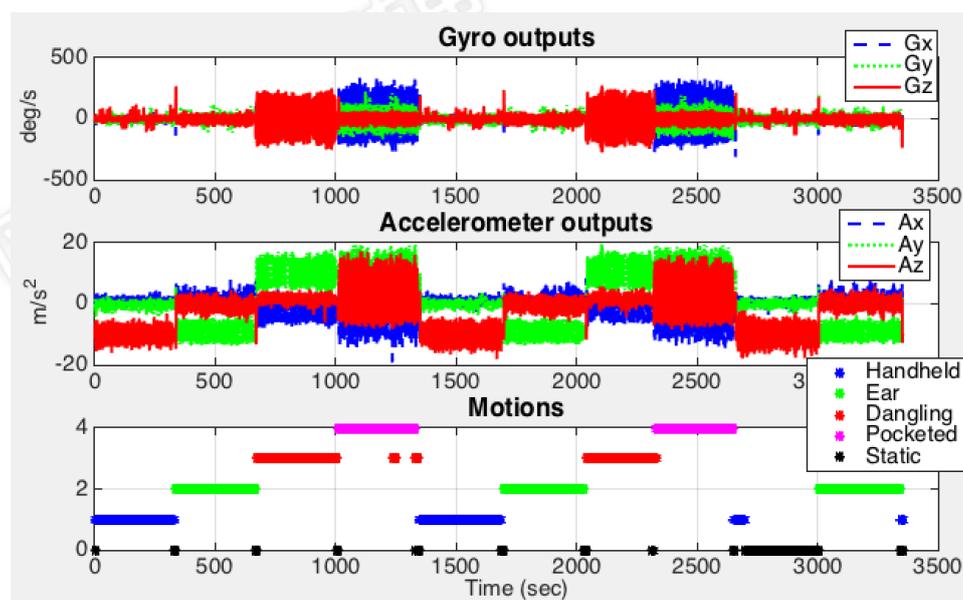


图 6-70. 手机运动模式识别结果示例

从运动模式识别结果来看，静止、手持端平和打电话模式的探测相比随手摆动和放在口袋要更为精确。因为放在口袋模式可能出现于随手摆动类似的信号特征。本例中有几次将口袋中误判为了随手摆动。表 6.4 展示了四种模式的探测准确率。实验数据为来自 10 个用户的 300 次轨迹。其中每行代表一种实际运动模式，对应的每列上的数值代表将该模式下的运动探测成四种模式中一种的概率。

表格 6-4. 手机运动模式识别结果统计值

实际运动模式	模式判别结果			
	手持端平	打电话	随手摆动	口袋模式
手持端平	99.7 %	0.0 %	0.2 %	0.1 %
打电话	0.1 %	96.6 %	1.2 %	2.1 %
随手摆动	1.6 %	2.4 %	91.1 %	4.9 %
口袋模式	0.0 %	0.3 %	7.4 %	92.3 %

在本文研究的四种动态中，手持端平和打电话的判断准确率较高，而随手摆动和口袋模式则较容易判断错。其中口袋模式尤为容易被误判为随手摆动。本文实验数据解算过程中仅考虑了当前时刻的陀螺和加速度计量测信息，而没有考虑历史的数据。因此，在未来工作考虑将历史时刻的运动状态以及传感器数据同时考虑，以进一步提高准确率。

6.3.2 姿态滤波器

如第 6.3.1.1 节结果中所示，在随手摆动和口袋模式这两种运动剧烈的动态下，存在明显的系统性加速度，此时直接通过加速度计量测计算得到的水平姿态角会受到外部加速度的影响而变得不准确，进而航向角的推算会变得不准确。针对这种问题，本文在传统 PDR 的基础上，增加了姿态卡尔曼滤波，使用基于陀螺量测的姿态更新算法作为系统方向，用加速度计量测结合其他量测信息构造量测方程，提供可靠的水平姿态角以及航向姿态角。图 6.71–6.78 分别展示了一次手持端平、打电话、随手摆动和放在口袋模式下的使用姿态卡尔曼滤波提供的水平姿态和航向角，以及使用这些姿态角信息获取的 PDR 结果。这些结果是使用和图 5.5 – 5.12 一样的数据解算得到的，唯一的区别是在解算过程中引入了姿态卡尔曼滤波。

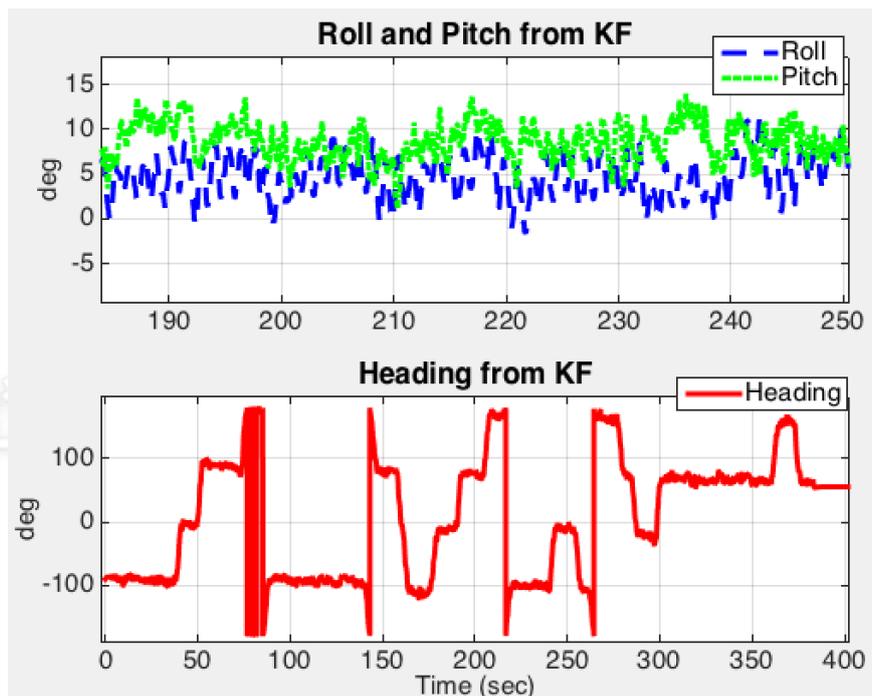


图 6-71. 手持端平模式下实验的水平姿态角和航向角结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

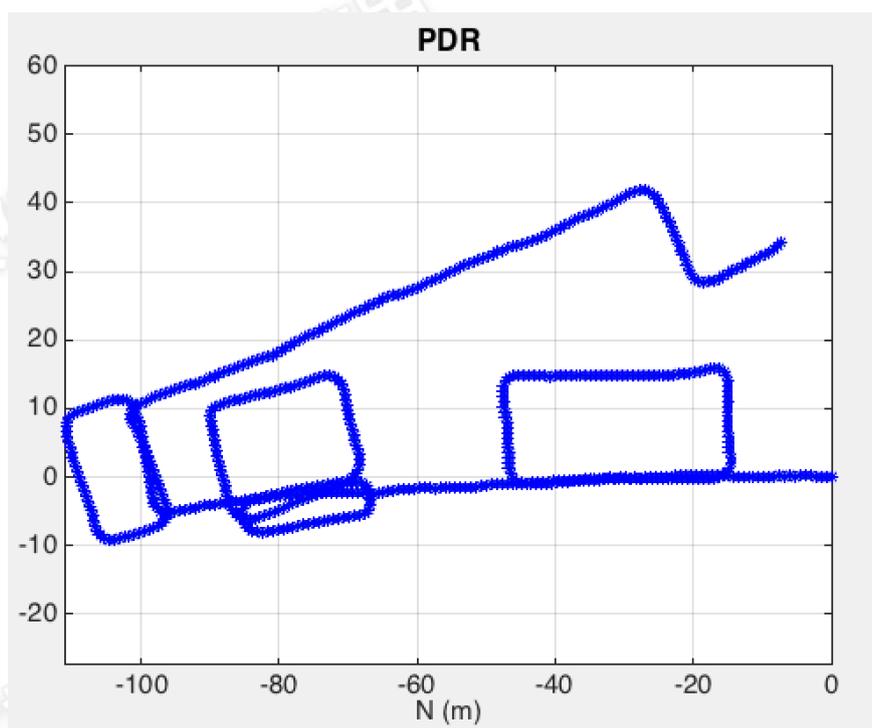


图 6-72. 手持端平模式下实验的 PDR 结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

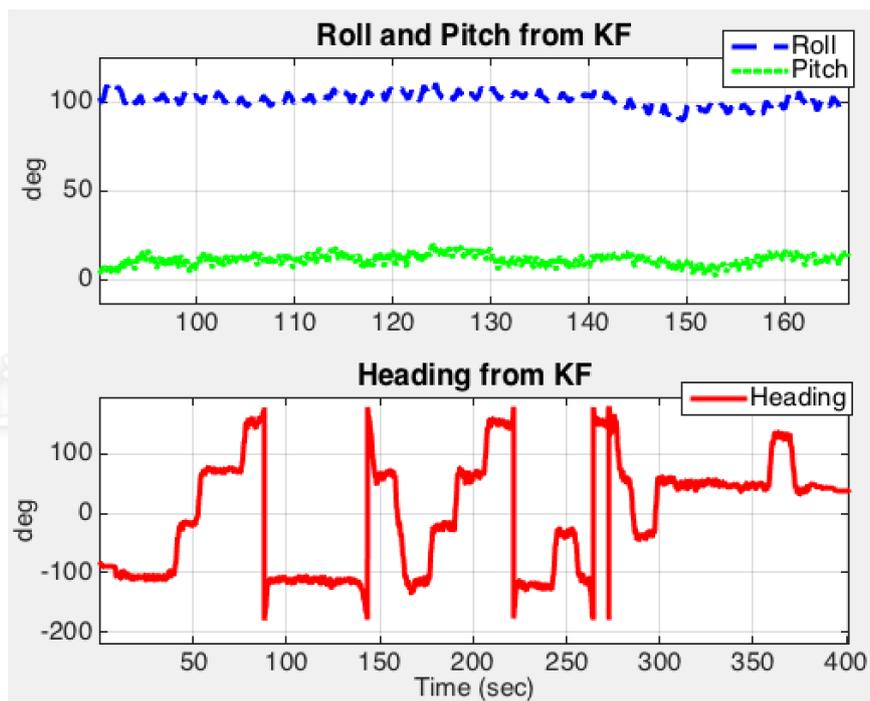


图 6-73. 打电话模式下实验的水平姿态角和航向角结果（使用姿态卡尔曼滤波）

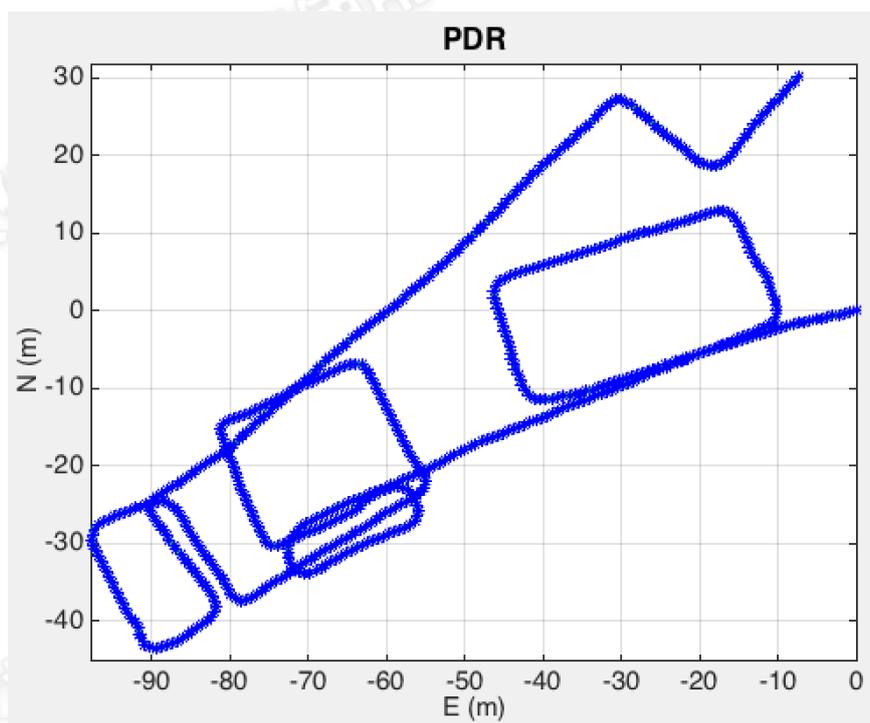


图 6-74. 打电话模式下实验的 PDR 结果（使用姿态卡尔曼滤波）

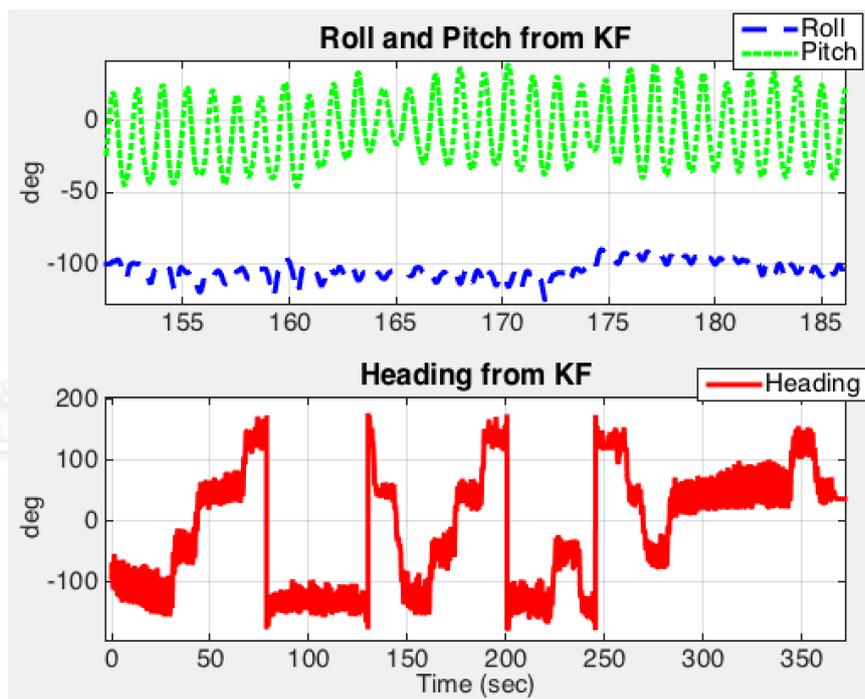


图 6-75. 随手摆动模式下实验的水平姿态角和航向角结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

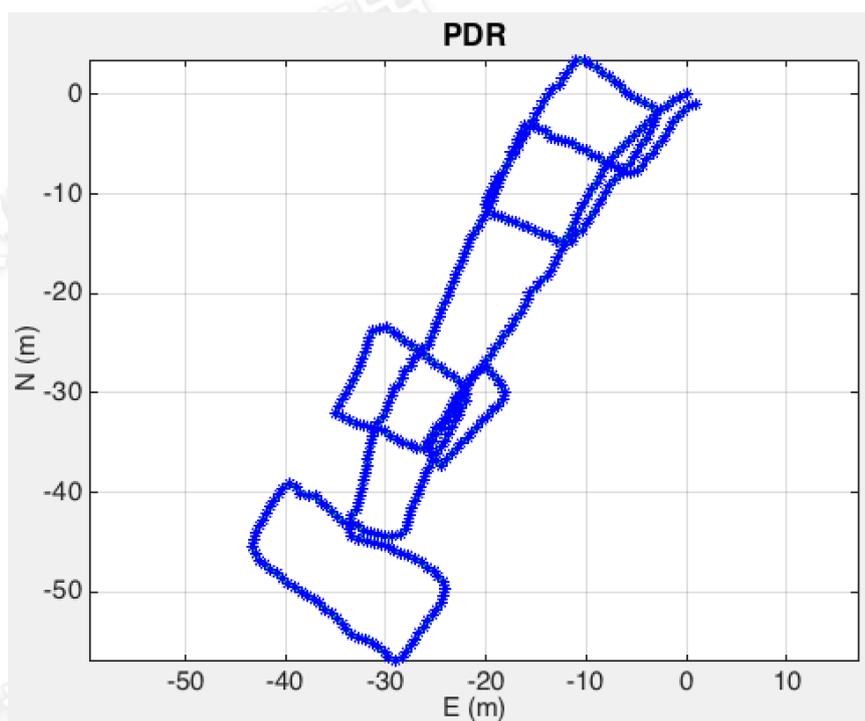


图 6-76. 随手摆动模式下实验的 PDR 结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

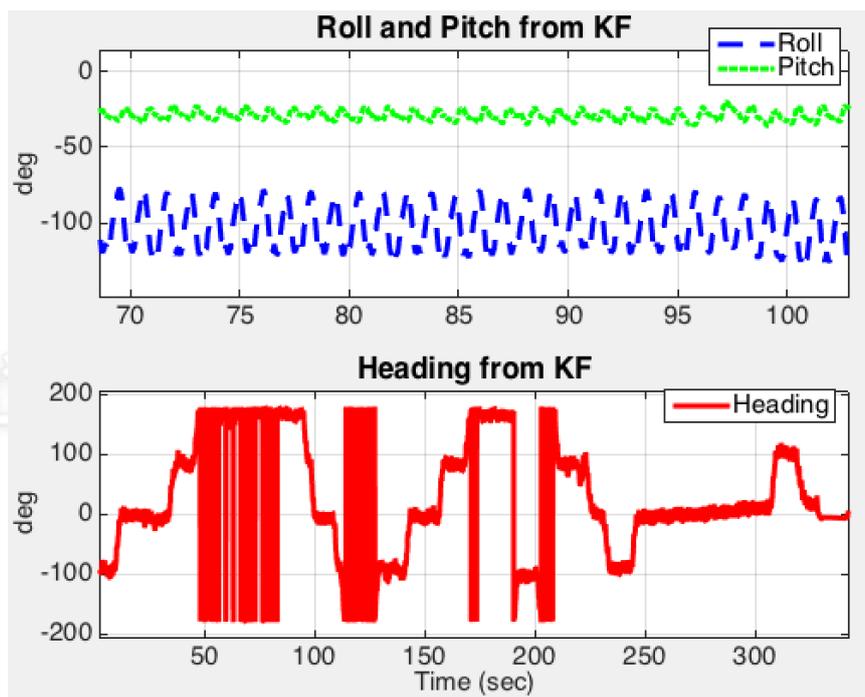


图 6-77. 口袋模式下实验的水平姿态角和航向角结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

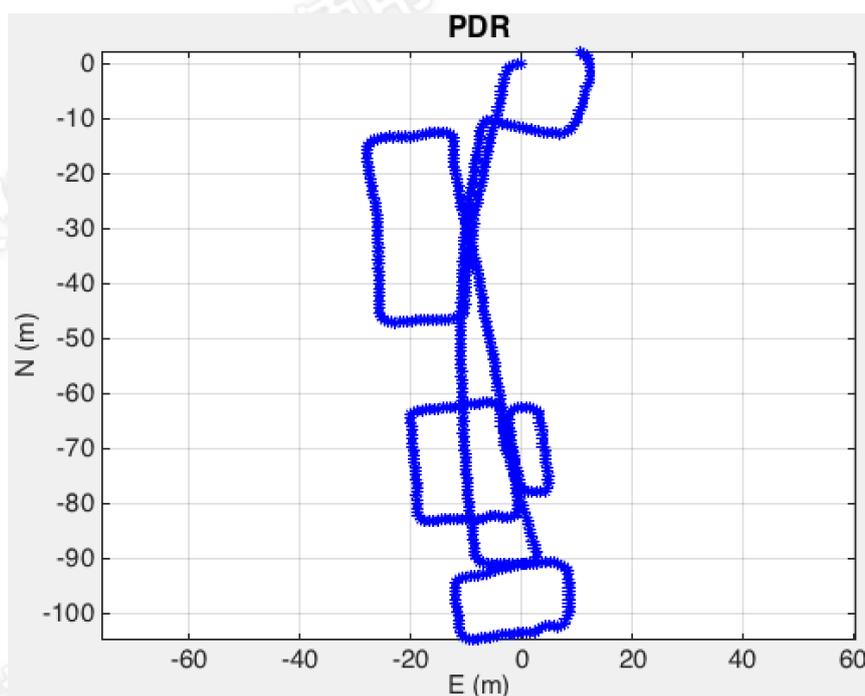


图 6-78. 口袋模式下实验的 PDR 结果 (使用姿态卡尔曼滤波)

可见, 通过引入姿态卡尔曼滤波, 可以提供更为可靠的航向角, 显著提高在随手摆动和口袋模式下的相对导航结果。在使用了姿态卡尔曼滤波之后, 尽管 PDR 结果还可能存在绝对的航向误差, 但是相对航向变化已经较为可靠, 也就是说, 解算结果轨迹相较实际轨迹虽然会有一定角度偏差, 但是其形状已经和实际

轨迹接近。在这情况下，一旦存在外部定位信息（如 WiFi、BLE、磁场匹配）等，便可以为 PDR 提供修正，从而获取连续、可靠的定位结果。

因为初始化是基于传感器的导航的固有问题（即难以在没有外部定位或定向信息的情况下完成对低成本传感器导航初始位置和航向的确定），因此，本研究中对于室内基于大众导航数据的众包更新环节，引入了基于锚点的双向滤波平滑算法。该算法能通过所用轨迹首尾的锚点位置，结合中间段可靠的自主导航解，得出首尾锚点之间的平滑解。该方案结果将在第 6.4 节中给出。

6.3.3 陀螺零偏标定

图 6.79 – 6.82 展示了四种动态下一次实验中对陀螺零偏进行标定补偿以及未对陀螺零偏进行标定补偿的情况下的 PDR 结果。各图中虚线为未标定陀螺的导航结果，实线为标定了陀螺的导航结果。

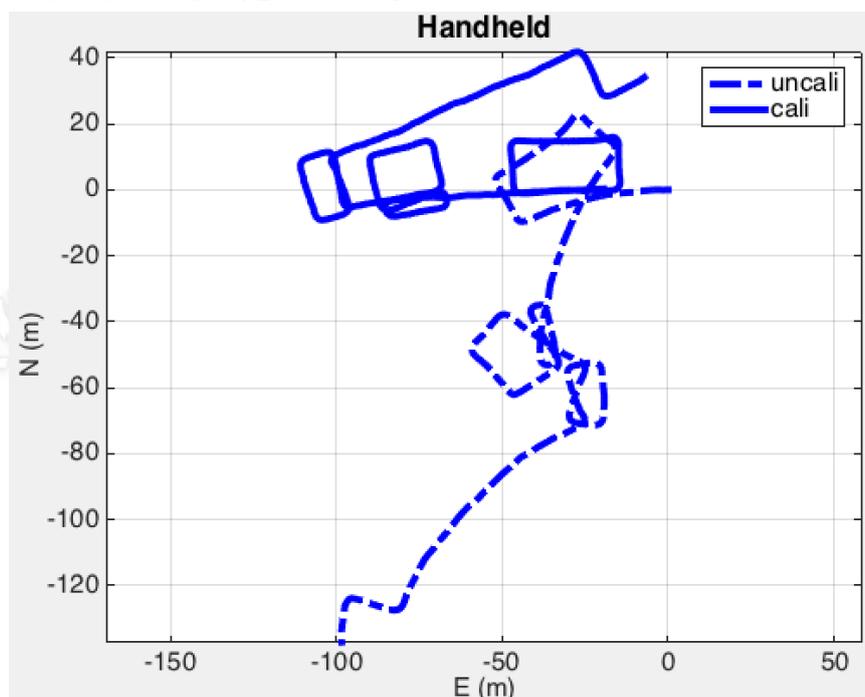


图 6-79. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（手持端平）

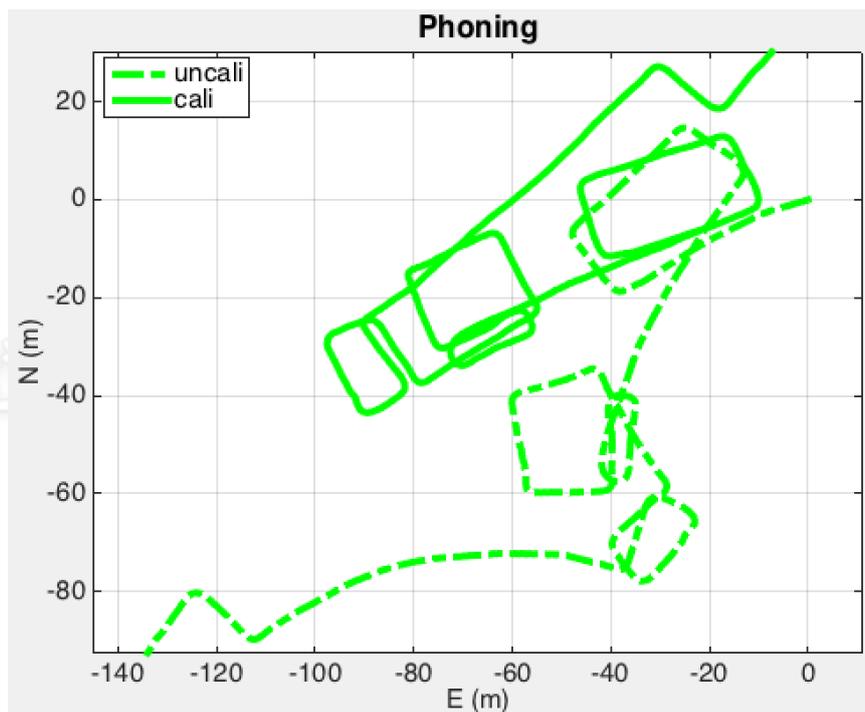


图 6-80. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果 (打电话)

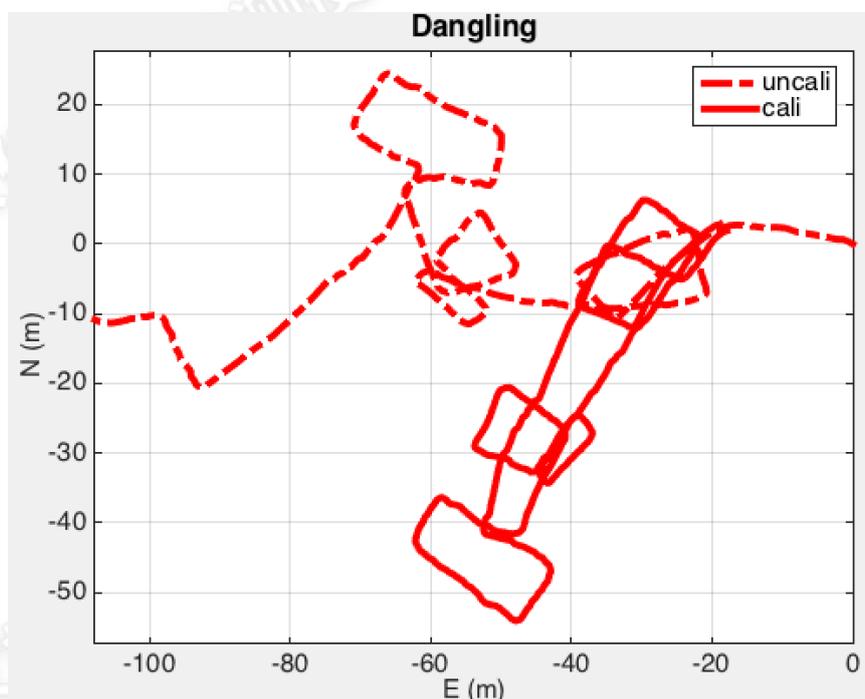


图 6-81. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果 (随手摆动)

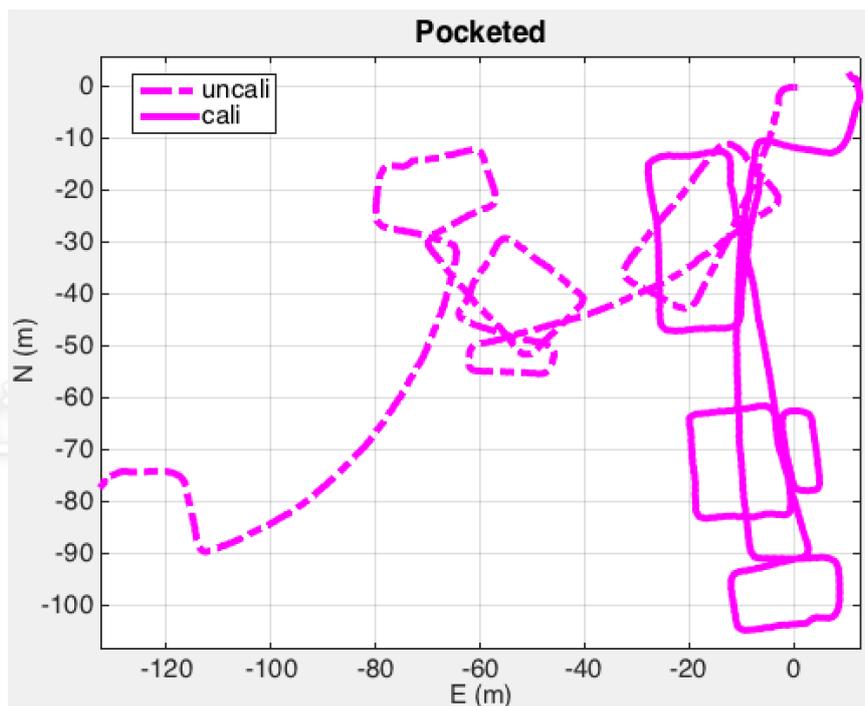


图 6-82. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的 PDR 结果（口袋模式）

因为难以在没有外部定位或定向信息的情况下完成对低成本传感器导航初始位置和航向的确定，在组合导航中，PDR 仅需要提供可靠的相对航向和位置变化即可；而在第 6.4 节中将给出的众包方案中，也可以基于首尾锚点提供平滑结果，而不需要准确的初始姿态。因此，本实验仅考察相对航向的稳定性，也就是考察航向误差的内符合（STD）。STD 值小代表 PDR 发散慢。进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的航向误差的 RMS 值如图 6.83 所示。

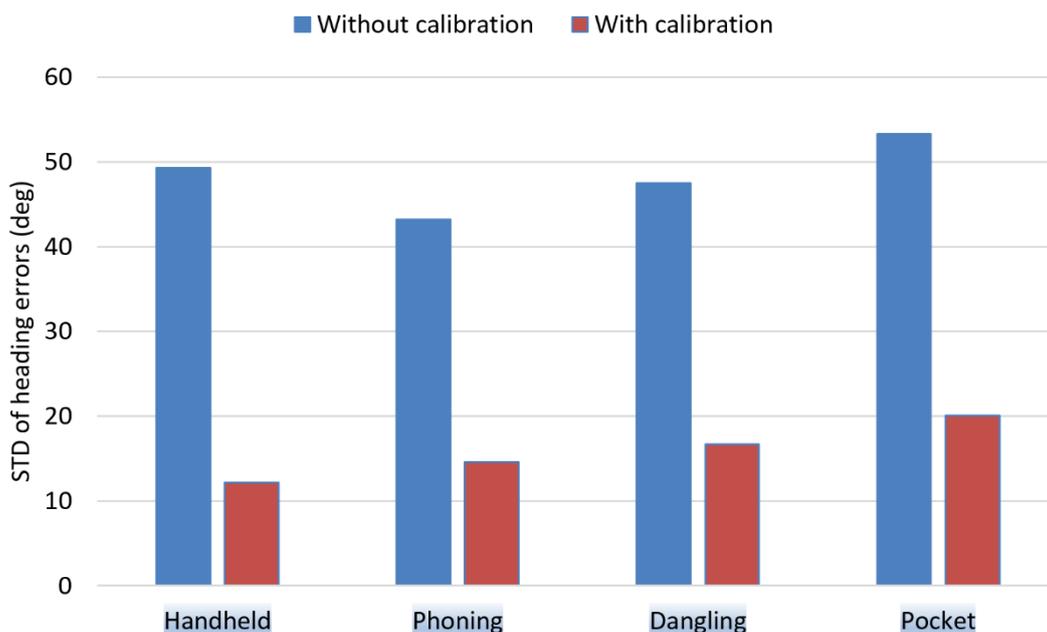


图 6-83. 进行陀螺标定和未进行陀螺标定情况下的航向误差的 RMS 值

6.3.4 双向滤波

为了降低在没有 GNSS、WiFi、BLE 等外部修正的条件下，基于传感器的导航解不断发散的问题，本文提出了一种基于锚点的双向滤波平滑算法。通过使用该算法，结合第 6.4 节提出的导航数据筛选机制选出的可靠导航数据，即可在不需要任何人工干涉的情况下，生成可靠的导航解，用于更新数据库。本文的平滑算法本质上需要两点：

(1) 所用轨迹首尾两端存在锚点。也就是说，需要知道首尾两点的位置。有了首尾锚点的位置，就可以通过平滑算法，大幅降低单向滤波，尤其是在滤波后半段的误差。在室内没有 BLE 等可靠位置修正的情况下，我们可以仅选用用户存在进出建筑物这一情况下的数据，使用进出建筑时 GNSS 提供的位置作为锚点。在大数据背景下，这种数据很容易获取。

(2) 需要可靠的导航数据。这里所谓“可靠”的导航数据，是说需要精确的相对轨迹，比如上一小节中陀螺标定后的结果。这些轨迹虽然可能由于初始的航向位置，导致存在绝对航向和位置误差，但是，相对航向和位置变化是准确的。在这种情况下，由于轨迹首尾已经由锚点位置给出了，结合中间部分准确的相对轨迹，就可以还原出可靠的平滑结果。对于如何获取可靠的导航数据，第 6.4 节针对典型商场环境，会给出了一种量化的筛选机制，用于剔除不可靠的导航数据（比如导航时间过长、导航动态大、或者零偏大的数据）。这种基于锚点的双向滤波平滑方案的示意图如图 6.84 所示。已知起止锚点的坐标，以及两坐标之间时间段的精确的相对轨迹，即可以通过数学方法还原出真实的导航轨迹。

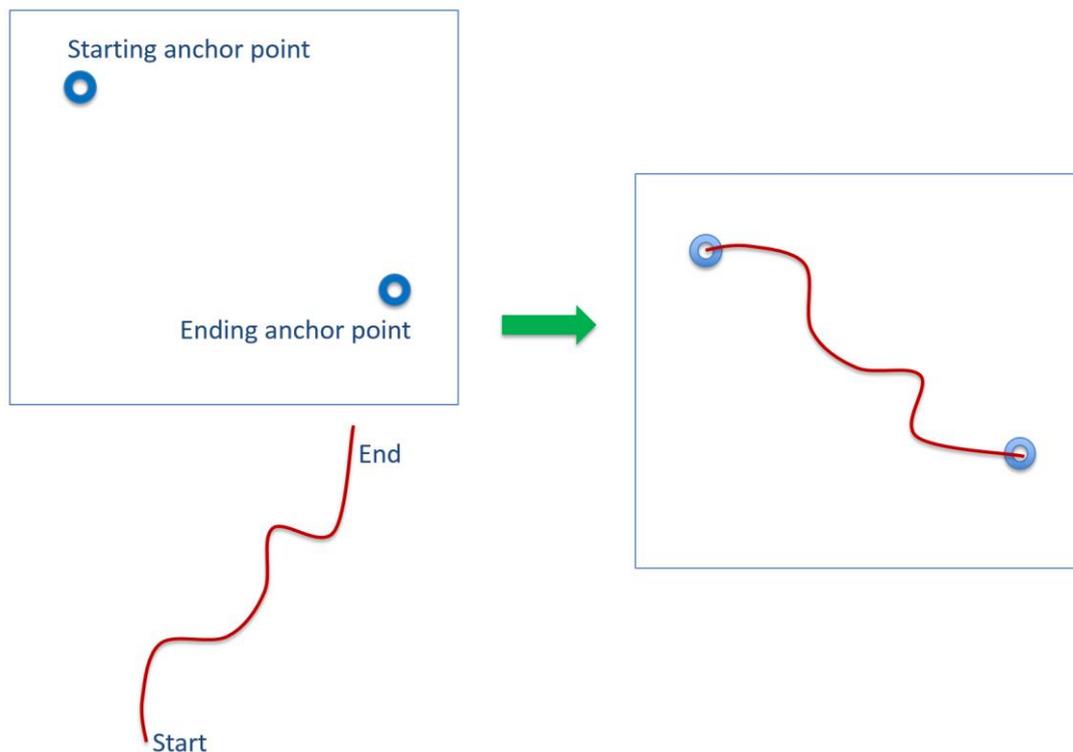


图 6-84. 基于首尾锚点和双向滤波平滑的导航解生成方式示意图

第 6.2.2 节已经对比了平滑结果相比前向滤波结果的改进。可见，通过双向滤波进行平滑，得到的结果位置误差较单纯的正向滤波有明显的改进，尤其是在估计的后半部分。图 6.85 给出了对 10 个用户 100 次存在首尾锚点的导航数据进行解算，正向滤波结果与双向滤波平滑结果中位置误差 RMS 值的对比。

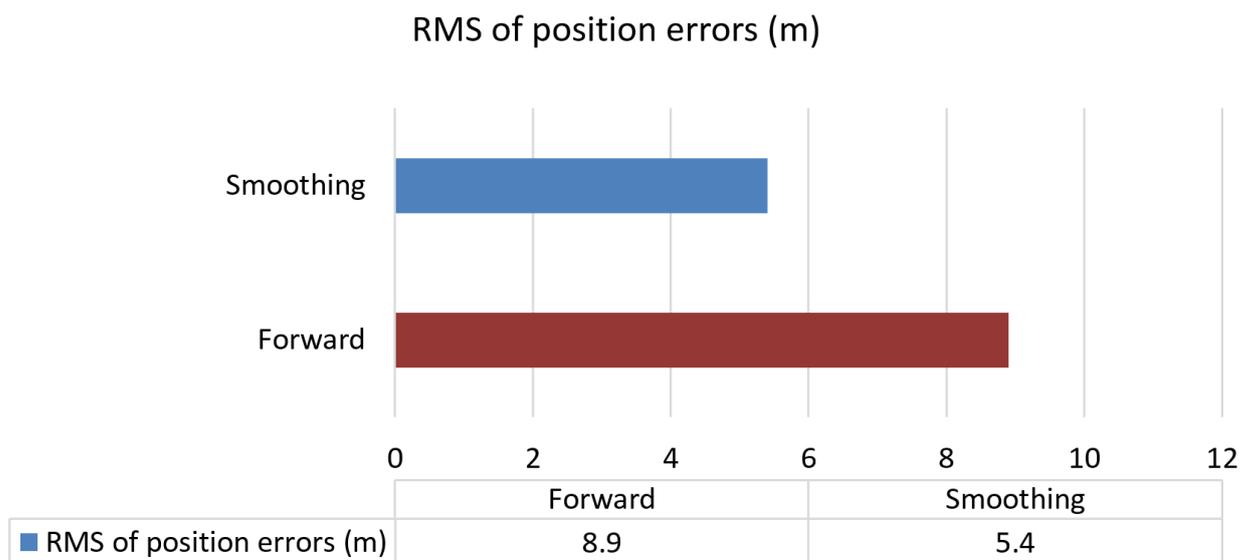


图 6-85. 前向滤波结果和双向滤波平滑结果位置误差 RMS 值

6.4 众包数据库更新质量评估模型

上述各小节已经给出了在不需要任何人工干预的情况下,通过众包的方式生成数据库的方法。但同时,也指出了该方案需要的条件:(1)轨迹两端存在锚点,以及(2)锚点之间存在可靠的传感器导航解。第 6.2.2 节的实验中,为了满足这两点:(1)仅选用用户进出的导航解用于更新数据库,也就是说,利用用户到室外时的 GNSS 位置作为首尾锚点;(2)只选用导航时间短的数据,用于对导航解的质量做简单控制。第 6.2.2 节的实验已经显示出了这种方案的可行性,因为它达到了和地图辅助采集方法相近的数据库和定位精度。

但是,在看过第 6.3 节的结果后可以发现,其实 6.2.2 节中的实验没有考虑行人运动模式和手机内置传感器误差的影响,也就是说,6.2.2 节中的数据是基于用户端平手机的情况下进行的,而且没有使用大量不同型号的手机(即 6.2.2 中手机内置陀螺的误差还是一定程度上可以认知的)。因此,6.2.2 节中的实验还不能完全代表利用生活中用户导航数据的问题。

因此,在这一节,我们将数据库众包这个问题更进一步。不在预设先验信息,也就是说,完全在未知用户导航场景的情况下,获取导航数据进行分析。在这一节的实验中,10 个用户分别携带 10 部不同的手机在室内进行 30 次实验。而我们将提出一定的准则对这 300 次实验进行分析,通过量化的公式筛选出里面最可靠的数据,用于生成数据库。因此,本节的实验比 6.2.2 中实验,以及现有大多数文献更能体现使用日常生活中用户数据的真实情况。

此外,本次实验在实际的商场进行,地点选在武汉银泰创意城。这是一座现代化的商城,里面自带 WiFi 和 BLE 布设。因此,本文一方面仅利用商场内自有的 WiFi,另一方面,使用关键点(如电梯口、电子扶梯入口处)的 BLE,提供室内的锚点。这样,大大扩充了可用数据的范围,因为可用的数据将不仅限于用户出入建筑的情况。只要用户有两次经过锚点附近的情况,即可记录两次经过锚点的时刻。通过对两时刻之间的导航数据进行双向滤波平滑,即可获取可靠的导航解用于生成数据库。当然,这里有一个前提条件,就是这两个锚点之间的相对运动轨迹必须是准确可靠的,否则即便知道首尾锚点的位置,还是不可能获得最终的平滑解。因此,如何自动筛选出可靠的导航解,正是本节实验的目的。

商场内测试区域面积约为 $160*60\text{m}^2$ 。BLE 基站安装在天花板上,天花板高度约为 5 米。图 6.100 展示了商场内部环境,图 6.87 展示了室内地图商场内 BLE 安置点的位置。



图 6-86. 商场环境



图 6-87. 商场室内地图以及 BLE 安放点位置

实际导航条件下，室内环境可能有很大的不同，而且用户手机可能内置不同性能的传感器，用户的运动特征也可能有很大的不同。因此，实际室内行人导航场景有很大的不可预测性。因此，无法使用一套模型，去解决所有环境的问题。但是，本文的工作是结合实际测试的商场环境，给出一个代表性模型。而针对其他导航环境，只需要有针对性地设置和训练模型参数即可。因此，虽然本次实验得到的模型仅适用于实验所在的创意城，本文的模型可以被用于其他场景导航数据的筛选和数据库的众包建立。

当然，因为实际条件有限，本文提出的模型也不可能体现出所有的误差源，而仅仅是针对我们认为比较典型的几个误差源进行代表性的分析。根据 6.3 节的研究，导航数据筛选模型考虑了运动模式、陀螺零偏、以及导航时间的影响。

通过对 10 位用户的 300 次导航数据使用公式 (6.1) 进行计算, 得到其综合得分, 然后对这 300 组数据按照综合得分从低到高进行排序, 结果如图 6.88 所示。

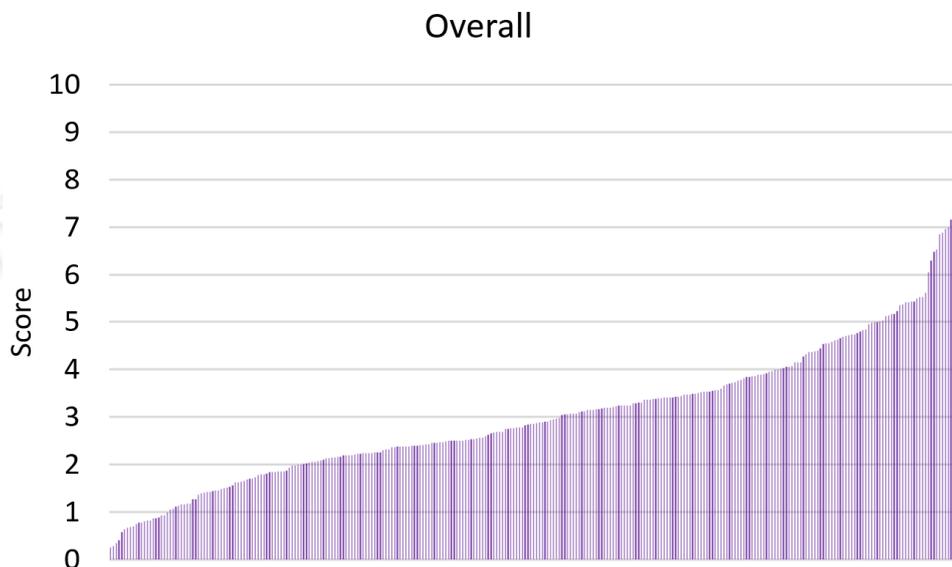


图 6-88. 众包数据库更新实验数据综合得分排序

可以看出, 使用 (6.1) 的公式, 不同导航数据的综合得分显著不同。图 6.89-6.91 分别展示了运动模式、陀螺零偏和导航时间这三项因素的单项得分。轨迹的先后顺序与图 6.88 相同。

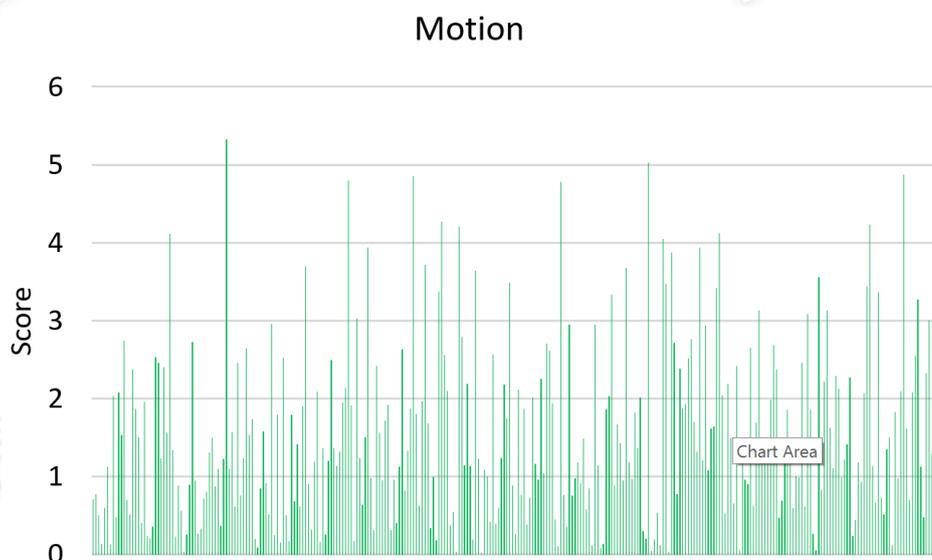


图 6-89. 众包数据库更新实验数据运动模式单项得分

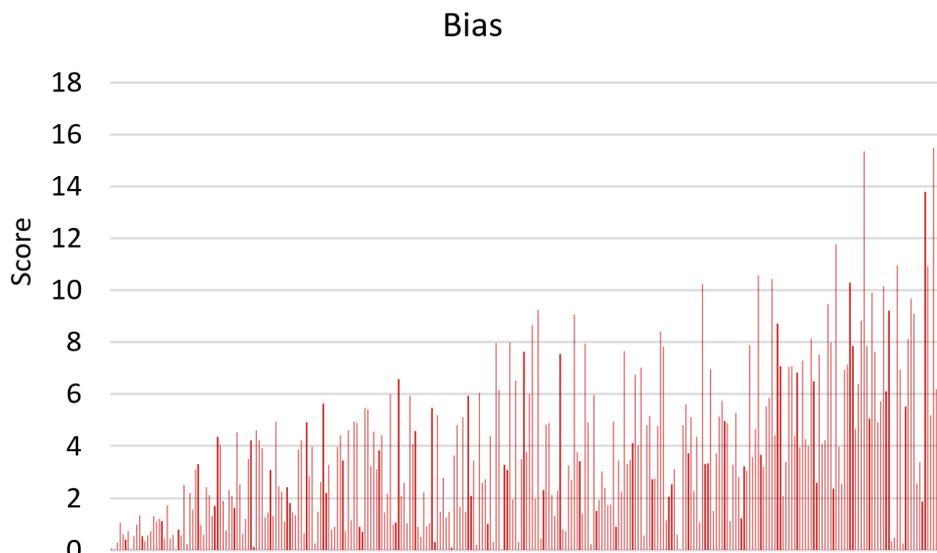


图 6-90. 众包数据库更新实验数据陀螺零偏单项得分

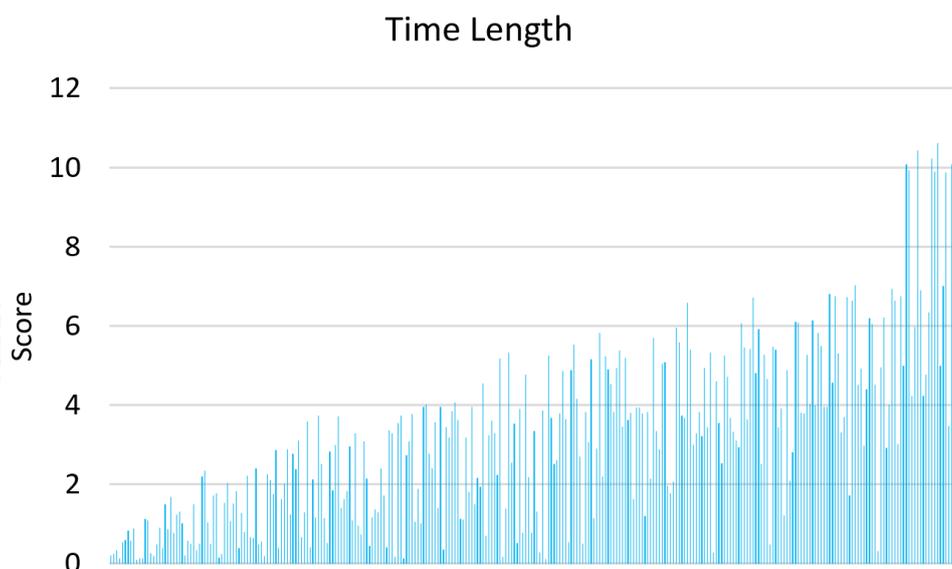


图 6-91. 众包数据库更新实验数据导航时间单项得分

在获取了所有导航数据综合得分排名结果后,即可以由程序自动筛选出得分最低的若干轨迹,作为可靠的轨迹,来生成导航数据库。作为示例,图 6.92 – 6.99 展示了对得分最低的 100 条轨迹中的随机 8 条进行双向滤波平滑得到的导航结果。各图中蓝色和绿色虚线分别表示正向、反向滤波的结果,红色实线为平滑结果,黑色点状线为参考真值。

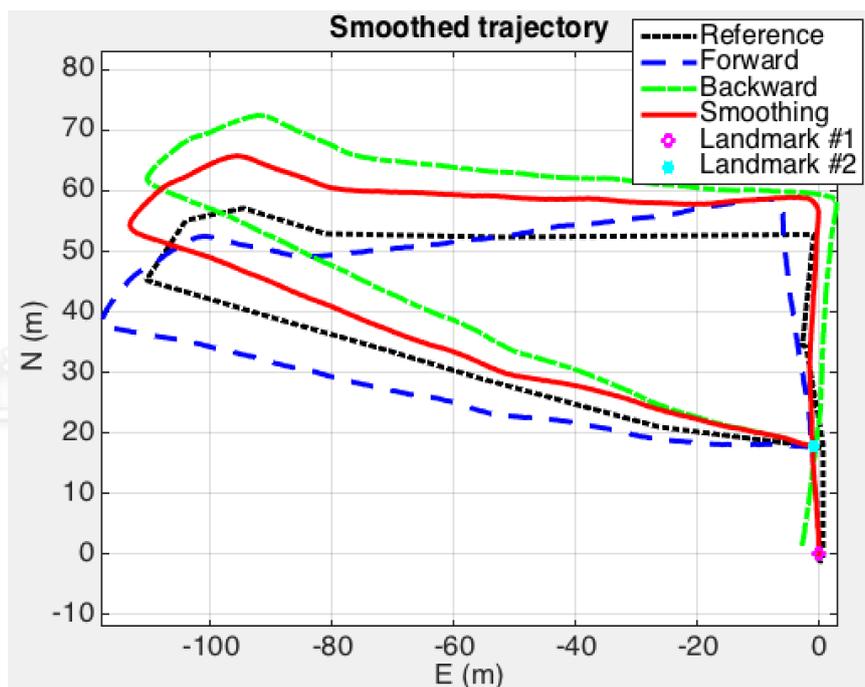


图 6-92. 入选众包轨迹 1 的平滑结果

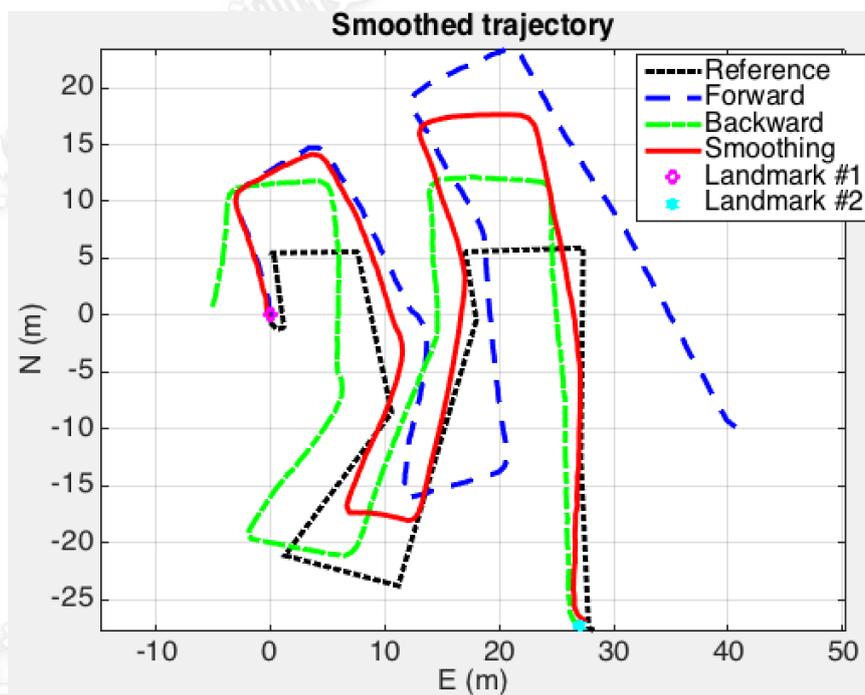


图 6-93. 入选众包轨迹 2 的平滑结果

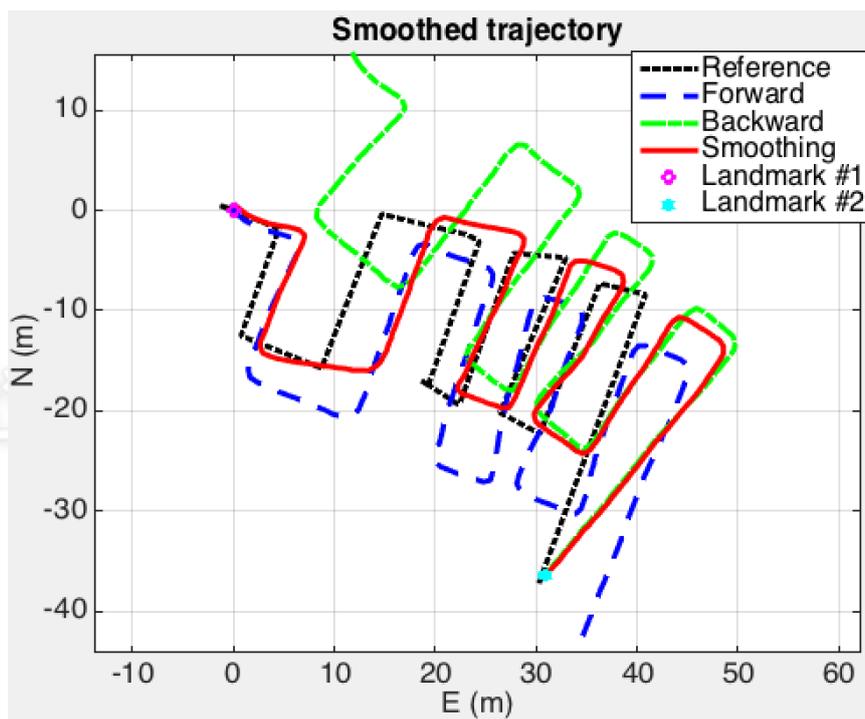


图 6-94. 入选众包轨迹 3 的平滑结果

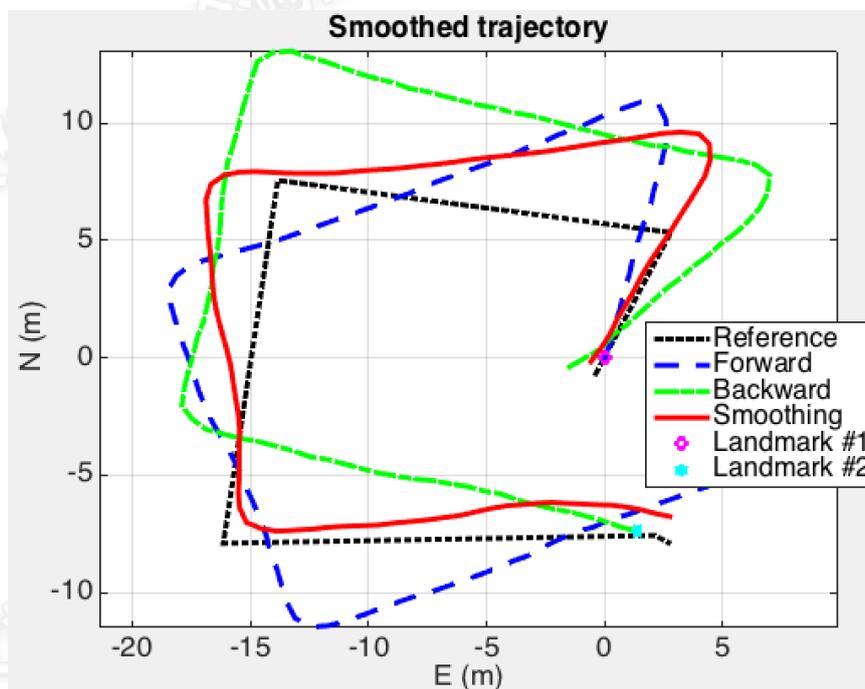


图 6-95. 入选众包轨迹 4 的平滑结果

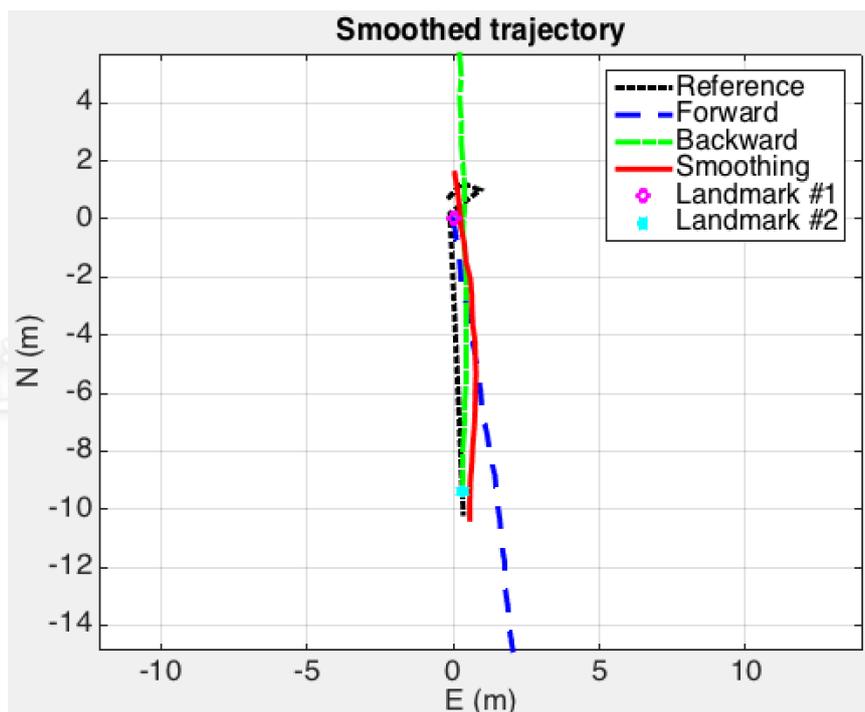


图 6-96. 入选众包轨迹 5 的平滑结果

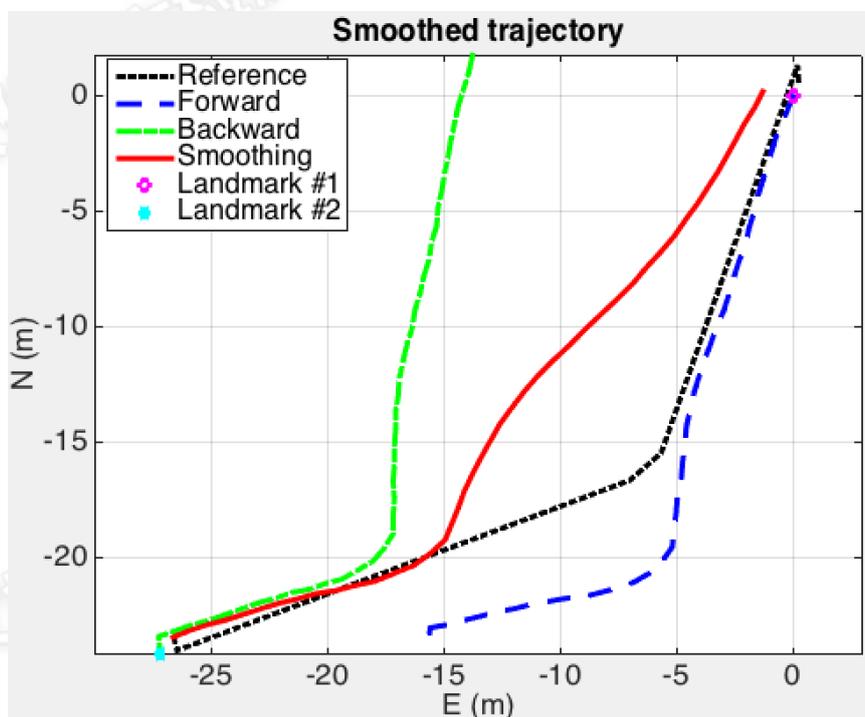


图 6-97. 入选众包轨迹 6 的平滑结果

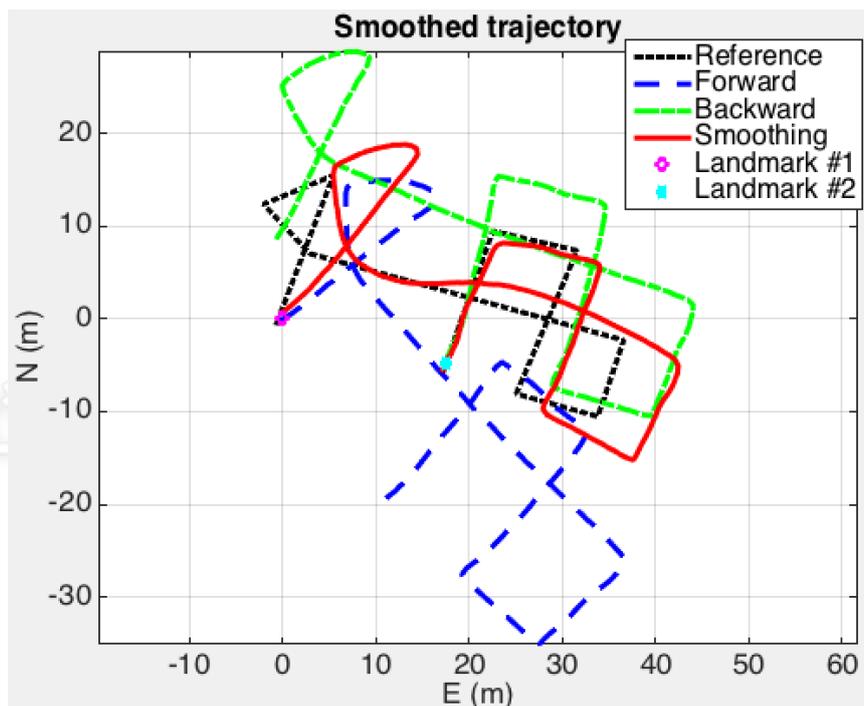


图 6-98. 入选众包轨迹 7 的平滑结果

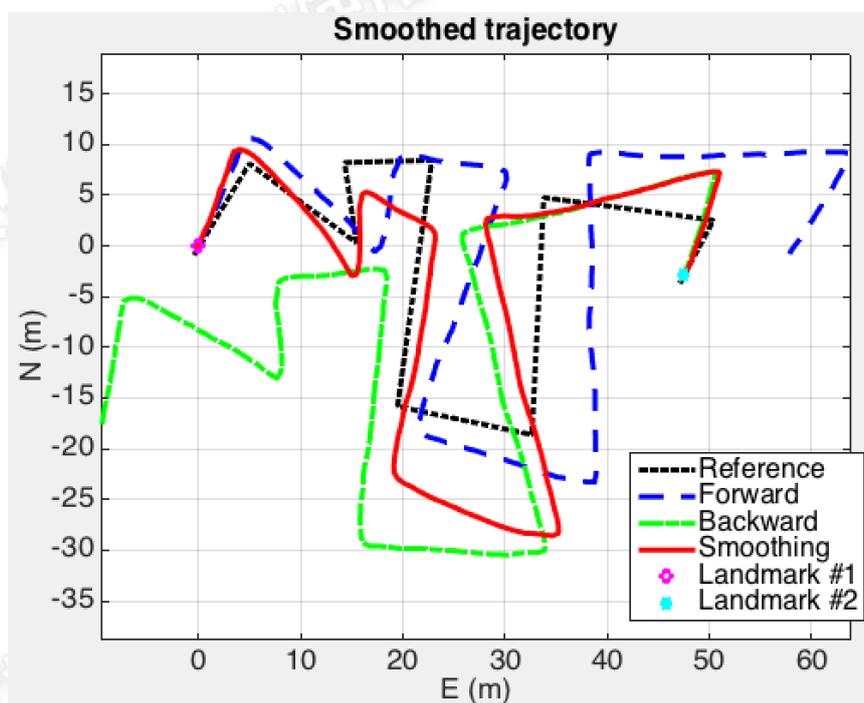


图 6-99. 入选众包轨迹 8 的平滑结果

接下来，使用挑选出的 8 条轨迹生成导航数据库，如图 6.100 所示。图中不同颜色线条代表不同轨迹。作为对比的参照，图 6.101 给出了使用地图辅助方法生成的数据库。



图 6-100. 使用挑选出的众包数据生成的数据库



图 6-101. 使用地图辅助方法生成的数据库

随后,分别使用图 6.100 和 6.101 所示数据库,对多组实际导航轨迹进行 WiFi 指纹识别解算。图 6.102–6.105 分别给出了两次导航数据使用两种数据库进行指纹识别的定位误差。各图中横坐标和纵坐标分别表示北方向和东方向距离,竖轴表示定位误差大小。

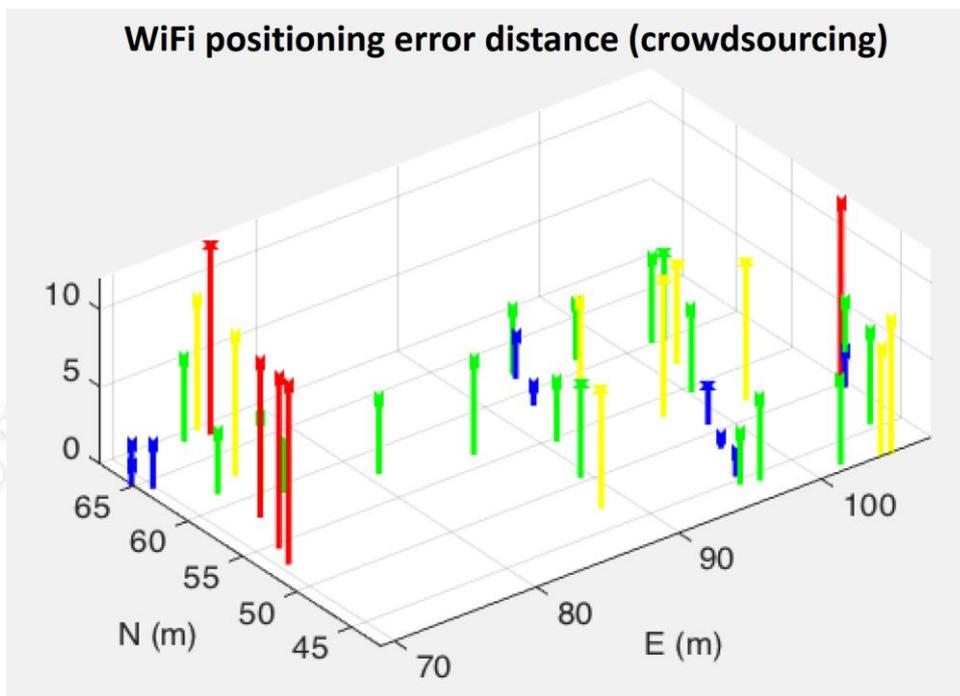


图 6-102. 测试轨迹 1 使用众包数据库的指纹识别结果

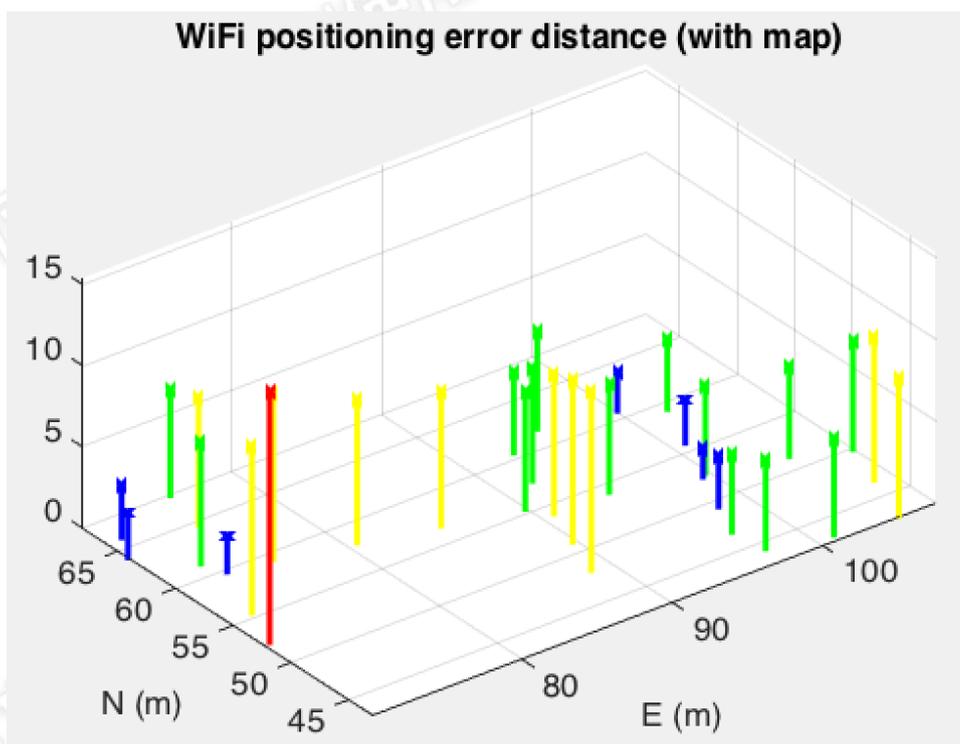


图 6-103. 测试轨迹 1 使用参考数据库的指纹识别结果

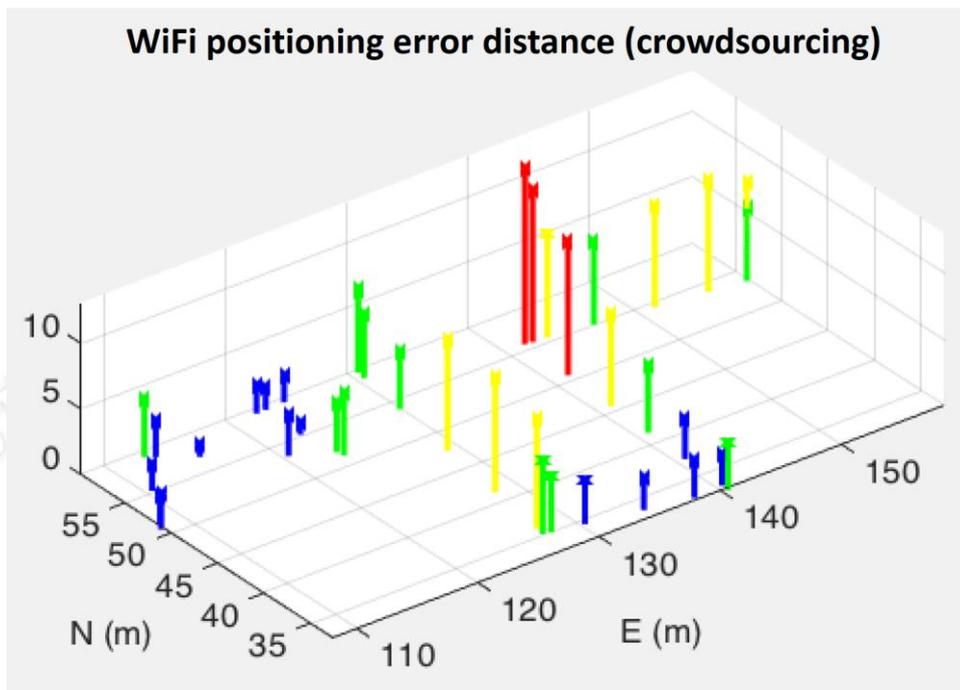


图 6-104. 测试轨迹 2 使用众包数据库的指纹识别结果

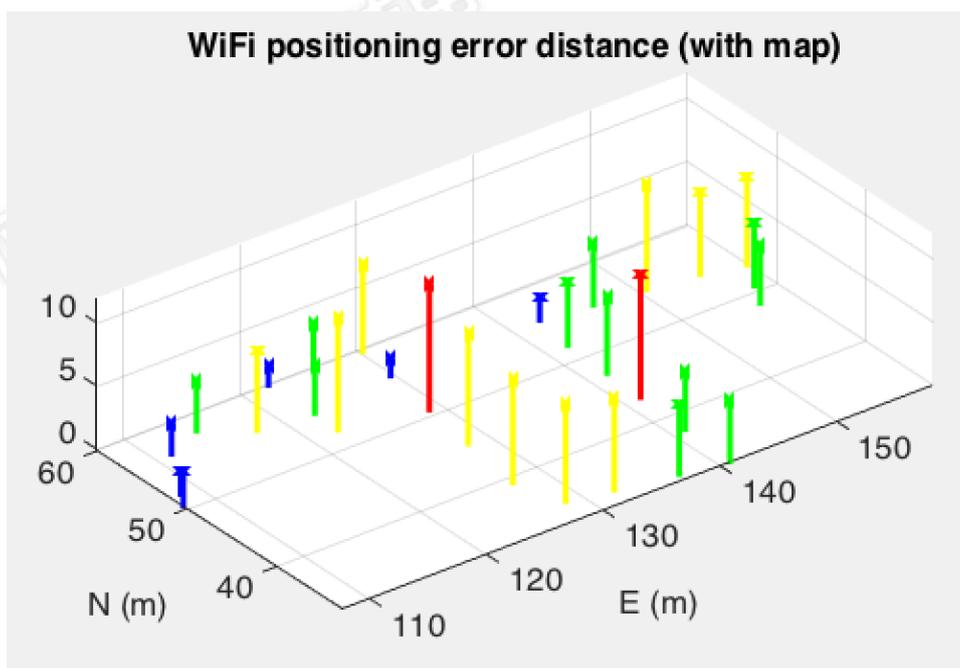


图 6-105. 测试轨迹 2 使用参考数据库的指纹识别结果

图 6.106 展示了对 30 条随机测试轨迹使用两种数据库进行 WiFi 指纹识别解算结果中位置误差的 RMS 值。

RMS of WiFi fingerprinting errors (m)

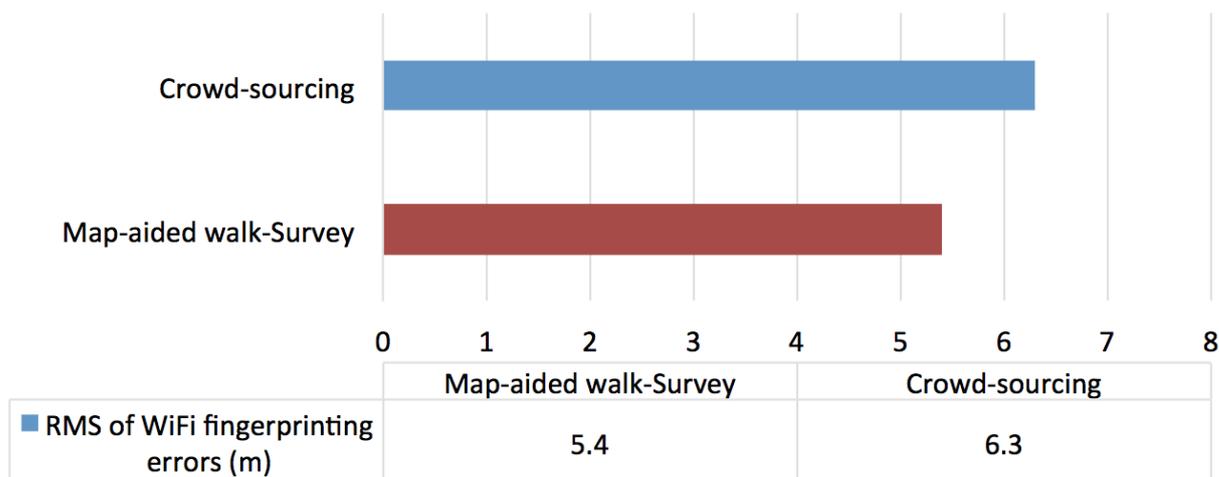


图 6-106 两种数据库的 WiFi 指纹定位结果中位置误差的 RMS 值

使用众包数据库的 WiFi 指纹识别位置误差 RMS 值为 6.3 m，仅比使用参考数据库的结果（5.4 m）的误差大 16.7%。因此，使用众包数据库进行 WiFi 指纹识别达到了商场环境利用现有 WiFi 布设进行手机定位的中等精度。考虑到众包数据库完全不需要人工干预，完全由程序自动完成，本组实验的精度体现出了本文众包数据库生成方法的实际意义。

6.5 小结

本章对第 3-5 章所提出的组合导航方法和数据库快速建立和众包更新方法进行了实验验证。

6.1 节证明了 WiFi、BLE、PDR、地磁四种技术手段组合的有效性，相比于传统的 WiFi+PDR 组合，在多种动态下表现更加稳健。6.2 节在两栋建筑中进行了实验，验证了第四章提出的两种导航数据库建立方法的有效性。6.3 节对几项典型误差源影响进行了考察，并相应地给出了控制方案。

更重要的是，6.4 节对公式（5-4）提出的众包行人导航数据质量评估公式进行了考察，证明了该方法的可行性，可以用于对日常行人数据进行量化评估。这种评估对于大数据背景下，使用日常用户数据进行数据库生成和更新有重要意义。

第7章 结论和展望

7.1 结论

本文提出了一种基于智能终端多传感器组合（WiFi、BLE、加速度计、陀螺、磁强计）的室内定位方法，并在该组合定位方法的基础上提出了一种导航数据库快速建立方法，能够满足多种实际应用场景下的数据库建立。并在导航数据库众包更新的背景下研究了各误差源对数据库质量的影响，提出了一种众包数据质量评估框架，并研究了各误差的控制方法。具体总结如下：

（1）第三章在实现了基于手机内置惯性传感器的航迹推算、基于 WiFi 的指纹识别、基于 BLE 的三角定位、以及基于磁强计的室内磁场匹配的基础上，提出了 WiFi/BLE/PDR/MM 组合的多源融合定位技术。充分利用各种定位源的互补性，利用多层质量控制，通过融合提高系统的定位的精度、可用度和可靠性。

（2）第四章提出了一种利用正向机械编排得到反向导航结果的方法。通过对数据进行反向处理利用正向机械编排得到反向导航结果，使得轨迹的终点作为起始位置反向运动至轨迹的起点。最后结合正向导航结果实现双向滤波。

（3）第四章针对目前导航数据建立效率较低，应用不便的问题，提出了导航数据库的快速建立方法，利用位置修正信息配合 PDR 算法，测绘人员使用手机在行走过程中完成数据库的建立工作，提高了数据库建设效率，使得导航数据库建立更加灵活。根据实际应用场景的不同提出了：利用地图辅助 PDR 的导航数据库建立方法；在无地图辅助信息的情况下利用进出建筑物轨迹同样能够建立导航数据库并且验证了此时导航数据库的有效性，这种方法也可以用在导航数据库的众包中。

（4）第五章分析了影响众包数据库质量的因素，利用运动模式识别方法能够有效区分打电话、端着、随手摆动、放包里等不同状态，选取合理的用户数据后，并相应地给出了降低其影响的解决方案，如模式识别、零偏实时标定、双向滤波等。

（5）第五章提出了一种量化评估日常行人导航数据质量的框架模型。通过该模型，可以由程序自动评估各条导航轨迹的可靠性，并挑选出可靠的数据，生成众包数据库。本方法实现了不需要任何人工干预的导航轨迹量化评估，为大数据背景下室内导航数据库的众包生成和更新提供了一定基础。

7.2 未来工作

在现有研究基础上,未来将继续对组合导航算法进行优化,以提高算法效率和可靠性。同时未来将针对更多运动模式和导航场景进行研究,以提高算法适用性,将定位算法扩展到更多应用领域,如智能手表、智能眼镜等可穿戴设备。更进一步挖掘用户导航数据,提高众包数据库的质量和效率。具体可从以下方面着手:

- (1) 考虑将基于遗传算法的路径规划算法运用在地磁匹配算法中进一步提高地磁信息使用效率;
- (2) 结合地图匹配技术,利用地图信息进一步提高定位可靠性和精度。
- (3) 目前组合定位算法针对的行人日常走路模式,未来针对人在汽车、地铁、骑车、游泳、跑步等更多导航场景和运动模式进行进一步研究扩展算法应用领域;
- (4) 众包方法可以和图像等其他多源信息结合,获取更高精度的用户轨迹,提高众包数据库质量;
- (5) 无缝定位是未来的发展趋势,因此定位系统需要将室内和室外定位信息融合,以实现无处不在的位置服务。

攻博期间主要研究成果

已出版期刊论文:

[J1] **Peng Zhang**, Qile Zhao, You Li, Xiaoji Niu, Yuan Zhuang, Jingnan Liu. (2015) "Collaborative WiFi Fingerprinting using Sensor-based Navigation on Smartphones", *Sensors* 2015(15):17534-17557.

[J2] **Peng Zhang**, Qile Zhao, Jingnan Liu, et al. A brightness-referenced star identification algorithm for aps star trackers[J]. *Sensors*, 2014, 14(10): 18498-18514.

[J3] You Li, Yuan Zhuang, Haiyu Lan, **Peng Zhang**, Xiaoji Niu, and Naser El-Sheimy. (2015) "WiFi-Aided Magnetic Mathicng for Indoor Navigation with Consumer Portable Devices", *Micromachines* 2015, no. 6, pp. 747-764, doi: 10.3390/mi6060747.

[J4] You Li, Yuan Zhuang, **Peng Zhang**, Haiyu Lan, Xiaoji Niu, and Naser El-Sheimy (2015), "An Improved Dead-Reckoning/WiFi/Magnetic Matching Integration Structure for Indoor Navigation", *Information Fusion*

[J5] 张鹏, 赵齐乐, 李由, 牛小骥, 刘经南. 基于智能手机的 PDR、WiFi 指纹识别、磁场匹配的室内导航技术, *测绘地理信息* 2016(3)

会议论文:

[C1] You Li, **Peng Zhang**, Yuan Zhuang, Haiyu Lan, Xiaoji Niu, and Naser El-Sheimy, "A modularized real-time indoor navigation algorithm on smartphones", accepted by IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada.

[C2] You Li, **Peng Zhang**, Yuan Zhuang, Haiyu Lan, Xiaoji Niu, and Naser El-Sheimy, "Real-time Indoor Navigation with Smartphone Sensors", accepted by IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada.

发明专利:

[P1]一种基于多传感器信息的 WiFi 热点位置测量方法

[P2]一种基于多传感器装置的 WiFi 指纹数据库构建方法

致谢

4年的博士研究生生活即将结束,算起来已经在珞珈山下度过了10年春秋,武大对我而言已经是第二个故乡。这十年青春里的种种经历,挫折也好成功也罢,对我而言都是人生中的宝贵财富,让我逐渐脱去稚嫩走向成熟,让我对未来的生活充满信心。

博士学业的顺利完成首先离不开我的3位恩师在博士期间的言传身教。刘经南院士作为我国大地测量和导航领域的先行者和探索者,有着开阔的视野和对未来的准确预见,他对技术发展趋势的深刻洞见让我崇拜不已。刘院士的鼓励坚定了我对博士期间研究方向的信心。赵齐乐教授作为卫星精密定轨定位的知名专家,有着深厚的理论功底,在数据处理和算法优化方面给我提供了很多指导。感谢牛小骥教授将我引入了室内定位这一充满挑战和乐趣的研究领域,他为我的研究实验提供了大量指导,并无私的传授了我许多宝贵经验。

博士期间能有这3位导师的悉心指导是我最大的幸运。

卫星导航定位技术研究中心是一个温暖有爱的大家庭,老师和同学们对科研充满动力,对生活充满热情。“三人行必有我师”,更何况是和这么多优秀可爱的人在一起工作生活多年。不论是科研还是生活我都从他们身上学到了很多,让我受用一生。

施闯教授作为国内北斗行业应用的领军人物,对科技和实践的结合有着敏锐的眼光,给了我很多启发。姜卫平教授对学术有着深刻见解,他对科研态度的严格要求给了我很大触动。

感谢叶世榕教授、李陶教授、聂桂根教授、唐卫明教授、章红平教授一直以来的关心,感谢师兄方荣新博士、耿涛博士、李敏博士、胡志刚博士、张提升博士、邹璇博士、郭迟博士、郭靖博士在生活学习上给予的帮助支持。

感谢遥感国家重点实验室陈锐志教授对我的支持和鼓励,作为国际知名的室内导航领域专家,他的眼界和思路给了我很多灵感。

感谢我的挚友李由博士,是你对我的帮助和支持让我有信心走到今天。

感谢卫星导航定位技术研究中心的高振东、戚颖华、付波、张爱武、高柯夫、金红、何小丹、王群老师多年来的关心和为同学们的无私付出。

感谢王广兴、戴志强、屈利忠、苏醒、郭向、陈国、张强(13级博士)、李晓涛、孙宾姿、郭强、许小龙、刘朝英、郭向欣、李文文、张强(14级博士)、周明志、罗亮、徐夏炎、谭畅、谢新、王晨等同门兄弟姐妹对我的支持。

感谢师弟旷俭对我工作的支持配合。感谢陈起金、李青丽、程政、蔡磊、徐良春、严昆仑等导航组师弟师妹一直以来的帮助。

最后感谢我伟大的母亲和父亲，是你们的默默付出让我战胜了病痛，你们是我不断前行的最大动力。

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

仅供论文检测使用

参考文献

AKEILA, E., SALCIC, Z. & SWAIN, A. 2014. Reducing low-cost INS error accumulation in distance estimation using self-resetting. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 63, 177-184.

ALLEN, J. 1977. Short-term spectral analysis, and modification by discrete Fourier transform. *IEEE Transactions on Acoustics Speech and Signal Processing*, 25, 235-238.

BAHL, P. & PADMANABHAN, V. N. RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system. INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE, 2000. IEEE, 775-784.

BAN, R., KAJI, K., HIROI, K. & KAWAGUCHI, N. Indoor positioning method integrating pedestrian Dead Reckoning with magnetic field and WiFi fingerprints. Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), 2015 Eighth International Conference on, 2015. IEEE, 167-172.

BANCROFT, J. B., AFZAL, M. H. & LACHAPELLE, G. High performance GNSS augmented pedestrian navigation in signal degraded environments. Proceedings of the International Global Navigation Satellite Systems Society (IGNSS) Symposium, 2011. 14.

BESL, P. J. & MCKAY, N. D. Method for registration of 3-D shapes. Robotics-DL tentative, 1992. International Society for Optics and Photonics, 586-606.

BLOCH, A. M., MARSDEN, J. E. & ZENKOV, D. V. 2005. Nonholonomic Dynamics-Nonholonomic dynamical systems are mechanical systems, like a falling rolling disk, whose velocities have constraints that can't be derived from their position constraints. *Notices of the American Mathematical Society*, 52, 324-333.

BOLLIGER, P. Redpin-adaptive, zero-configuration indoor localization through user collaboration. Proceedings of the first ACM international workshop on Mobile entity localization and tracking in GPS-less environments, 2008. ACM, 55-60.

BOLLIGER, P., PARTRIDGE, K., CHU, M. & LANGHEINRICH, M. 2009. Improving location fingerprinting through motion detection and asynchronous interval labeling. *Location and Context Awareness*. Springer.

BORDA, M. 2011. *Fundamentals in information theory and coding*, Springer Science & Business Media.

BOSE, A. & FOH, C. H. A practical path loss model for indoor WiFi positioning enhancement. Information, Communications & Signal Processing, 2007 6th International Conference on, 2007. IEEE, 1-5.

CHEN, R., CHEN, W., CHEN, X., ZHANG, X. & CHEN, Y. 2011. Sensing strides using EMG signal for pedestrian navigation. *GPS solutions*, 15, 161-170.

CHEN, Y.-P., YANG, J.-Y., LIOU, S.-N., LEE, G.-Y. & WANG, J.-S. 2008. Online classifier construction algorithm for human activity detection using a tri-axial accelerometer. *Applied Mathematics and Computation*, 205, 849-860.

CHENG, Y., CHAWATHE, Y., LAMARCA, A., AND KRUMM, J. 2005. Accuracy Characterization for Metropolitan-scale Wi-Fi Localization. *Proceedings of the 3rd International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*.

CHENG, Y., WANG, X., MORELANDE, M. & MORAN, B. 2013. Information geometry of target tracking sensor networks. *Information Fusion*, 14, 311-326.

CHINTALAPUDI, K., PADMANABHA IYER, A. & PADMANABHAN, V. N. Indoor localization without the pain. Proceedings of the sixteenth annual international conference on Mobile computing and networking, 2010. ACM, 173-184.

CHO, S. Y. & PARK, C. G. 2006. MEMS based pedestrian navigation system. *Journal of navigation*, 59, 135-153.

COLOMBO, A., FONTANELLI, D., MACII, D. & PALOPOLI, L. 2014. Flexible Indoor Localization and Tracking Based on a Wearable Platform and Sensor Data Fusion.

DAWADEE, A., CHAHL, J. & NANDAGOPAL, D. Method for landmark extraction for autonomous vision based navigation of UAVs. 2013. Australian International Aerospace Congress.

DE MELLO, R. F. & GONDRA, I. 2008. Multi-dimensional dynamic time warping for image texture similarity. *Advances in Artificial Intelligence-SBIA 2008*. Springer.

DIAZ, E. M., JIMENEZ, A., DE PONTE MILLER, F. & ZAMPELLA, F. Evaluation of AHRS Algorithms for Inertial Personal Localization in Industrial Environments. Proceedings of the IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), Seville, Spain, 2015.

ELHOUSHI, M., GEORGY, J., KORENBERG, M. & NOURELDIN, A. Robust motion mode recognition for portable navigation independent on device usage. Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014, 2014 IEEE/ION, 2014. IEEE, 158-163.

ESTELL S-AROLAS, E. & GONZ LEZ-LADR N-DE-GUEVARA, F. 2012. Towards an integrated crowdsourcing definition. *Journal of Information science*, 38, 189-200.

EVENNOU, F. & MARX, F. 2006. Advanced integration of WiFi and inertial navigation systems for indoor mobile positioning. *Eurasip journal on applied signal processing*, 2006, 164-164.

EZANI, M., FAHEEM, M., ABDULLAH, M. A. & HASEEB, S. A region-to-point indoor localization approach via RSS-magnetic fingerprinting. Information and Communication Technology for The Muslim World (ICT4M), 2014 The 5th International Conference on, 2014. IEEE, 1-6.

FALLAH, N., APOSTOLOPOULOS, I., BEKRIS, K. & FOLMER, E. 2013. Indoor human navigation systems: A survey. *Interacting with Computers*, 25, 21-33.

FANG, L., ANTSAKLIS, P. J., MONTESTRUQUE, L. A., MCMICKELL, M. B., LEMMON, M., SUN, Y., FANG, H., KOUTROULIS, I., HAENGGI, M. & XIE, M. 2005. Design of a wireless assisted pedestrian dead reckoning system-the NavMote experience. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 54, 2342-2358.

FERRIS, B., FOX, D. & LAWRENCE, N. D. WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models. *IJCAI*, 2007. 2480-2485.

FICCO, M., PIETRANTUONO, R. & RUSSO, S. 2010. Supporting ubiquitous location information in interworking 3G and wireless networks. *Communications of the ACM*, 53, 116-123.

FRIEDL, M. A. & BRODLEY, C. E. 1997. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. *Remote sensing of environment*, 61, 399-409.

GANTI, R. K., YE, F. & LEI, H. 2011. Mobile crowdsensing: current state and future challenges. *Communications Magazine, IEEE*, 49, 32-39.

GOLDEN, J. P. Terrain contour matching (TERCOM): a cruise missile guidance aid. 24th Annual Technical Symposium, 1980. International Society for Optics and Photonics, 10-18.

GOLDSMITH, A. 2005. *Wireless communications*, Cambridge university press.

GOUYON, F., PACHET, F. & DELERUE, O. Classifying percussive sounds: a matter of zero-crossing rate. Proceedings of the COST G-6 Conference on Digital Audio Effects (DAFX-00), 2000.

GOZICK, B., SUBBU, K. P., DANTU, R. & MAESHIRO, T. 2011. Magnetic maps for indoor navigation. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 60, 3883-3891.

GREJNER-BRZEZINSKA, D. A., MARKIEL, J., TOTH, C. K. & ZAYDAK, A. Cooperative navigation in transitional environments. Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2012 IEEE/ION, 2012. IEEE, 334-340.

GROVES, P. D., MARTIN, H., VOUTSIS, K., WALTER, D. & WANG, L. 2013. Context detection, categorization and connectivity for advanced adaptive integrated navigation.

GUNAWAN, M., LI, B., GALLAGHER, T., DEMPSTER, A. G. & RETSCHER, G. A new method to generate and maintain a WiFi fingerprinting database automatically by using RFID. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 International Conference on, 2012. IEEE, 1-6.

HAN, D., MOON, B. & YOON, G. Address-based crowdsourcing radio map construction for Wi-Fi positioning systems. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2014 International Conference on, 2014. IEEE, 58-67.

INFISOFT. 2014. *infsoft indoor navigation* [Online]. Available: <http://www.infsoft.com/Products/Indoor-Navigation/Functionality> [Accessed July 7 2014].

JAHN, J., BATZER, U., SEITZ, J., PATINO-STUDENCKA, L. & BORONAT, J. G. Comparison and evaluation of acceleration based step length estimators for handheld devices. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2010 International Conference on, 2010. IEEE, 1-6.

JIM NEZ, A., ZAMPELLA, F. & SECO, F. Light-matching: A new signal of opportunity for pedestrian indoor navigation. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on, 2013. IEEE, 1-10.

JIMENEZ, A. R., SECO, F., PRIETO, C. & GUEVARA, J. A comparison of pedestrian dead-reckoning algorithms using a low-cost MEMS IMU. *Intelligent Signal Processing*, 2009. WISP 2009. IEEE International Symposium on, 2009. IEEE, 37-42.

KAMGAR-PARSI, B. & KAMGAR-PARSI, B. Vehicle localization on gravity maps. *AeroSense'99*, 1999. International Society for Optics and Photonics, 182-191.

KANNAN, B., MENEGUZZI, F., DIAS, M. B. & SYCARA, K. Predictive indoor navigation using commercial smart-phones. *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, 2013. ACM, 519-525.

KHALEGHI, B., KHAMIS, A., KARRAY, F. O. & RAZAVI, S. N. 2013. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art. *Information Fusion*, 14, 28-44.

KLEPAL, M. & BEAUREGARD, S. A backtracking particle filter for fusing building plans with PDR displacement estimates. *Positioning, Navigation and Communication*, 2008. WPNC 2008. 5th Workshop on, 2008. IEEE, 207-212.

KRISHNAN, N. C., JUILLARD, C., COLBRY, D. & PANCHANATHAN, S. 2009. Recognition of hand movements using wearable accelerometers. *Journal of Ambient Intelligence and Smart Environments*, 1, 143-155.

LADETTO, Q. On foot navigation: continuous step calibration using both complementary recursive prediction and adaptive Kalman filtering. *Proceedings of ION GPS*, 2000. 1735-1740.

LADETTO, Q., GABAGLIO, V. & MERMINOD, B. Combining gyroscopes, magnetic compass and GPS for pedestrian navigation. *Proceedings of the international symposium on kinematic systems in geodesy, geomatics, and navigation*, 2001. 205-213.

LAOUDIAS, C., LARKOU, G., ZEINALIPOUR-YAZTI, D. & PANAYIOTOU, C. G. 2013. Airplace: Indoor geolocation on smartphones through wifi fingerprinting. *Mobile Computing*, 37.

LEPP KOSKI, H., COLLIN, J. & TAKALA, J. 2013. Pedestrian navigation based on inertial sensors, indoor map, and WLAN signals. *Journal of Signal Processing Systems*, 71, 287-296.

LEVI, R. W. & JUDD, T. 1996. Dead reckoning navigational system using accelerometer to measure foot impacts. Google Patents.

LI, B., GALLAGHER, T., DEMPSTER, A. G. & RIZOS, C. How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning? *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, 2012. 15th.

LI, Y., GEORGY, J., NIU, X., LI, Q. & EL-SHEIMY, N. 2015a. Autonomous calibration of MEMS gyros in consumer portable devices. *Sensors Journal, IEEE*, 15, 4062-4072.

LI, Y., GEORGY, J., NIU, X., LI, Q. & EL-SHEIMY, N. 2015b. Autonomous Calibration of MEMS Gyros in Consumer Portable Devices. 15, 4062-72.

LIU, Y., WU, M., HU, X. & XIE, H. Research on geomagnetic matching method. *Industrial Electronics and Applications*, 2007. ICIEA 2007. 2nd IEEE Conference on, 2007. IEEE, 2707-2711.

MADGWICK, S. O. 2010. An efficient orientation filter for inertial and inertial/magnetic sensor arrays. *Report x-io and University of Bristol (UK)*.

MAYBECK, P. S. 1982. *Stochastic models, estimation, and control*, Academic press.

MERHAV, S. 1996. *Coriolis Angular Rate Sensors*, Springer.

MERIDIAN. 2014. *Create and manage content for your location's app using Meridian's web-based tools* [Online]. Available: <http://www.meridianapps.com/> [Accessed July 7 2014].

MIROWSKI, P., HO, T. K., YI, S. & MACDONALD, M. Signalslam: simultaneous localization and mapping with mixed wifi, bluetooth, LTE and magnetic signals. *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on, 2013. IEEE*, 1-10.

MIZELL, D. Using gravity to estimate accelerometer orientation. *null, 2003. IEEE*, 252.

MONTESERIN, J. J. M. 2014. *Multi Sensor System for Pedestrian Tracking and Activity Recognition in Indoor Environments*. University of South Florida.

MORRISON, A., RENAUDIN, V., BANCROFT, J. B. & LACHAPELLE, G. 2012. Design and testing of a multi-sensor pedestrian location and navigation platform. *Sensors*, 12, 3720-3738.

NDJENG, A. N., GRUYER, D., GLASER, S. & LAMBERT, A. 2011. Low cost IMU–Odometer–GPS ego localization for unusual maneuvers. *Information Fusion*, 12, 264-274.

PANYOV, A. A., GOLOVAN, A. A. & SMIRNOV, A. S. Indoor positioning using Wi-Fi fingerprinting pedestrian dead reckoning and aided INS. *Inertial Sensors and Systems (ISISS), 2014 International Symposium on, 2014. IEEE*, 1-2.

PARK, J.-G., CHARROW, B., CURTIS, D., BATTAT, J., MINKOV, E., HICKS, J., TELLER, S. & LEDLIE, J. Growing an organic indoor location system. *Proceedings of the 8th international conference on Mobile systems, applications, and services, 2010. ACM*, 271-284.

PRITT, N. Indoor navigation with use of geomagnetic anomalies. *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International, 2014. IEEE*, 1859-1862.

RADU, V. & MARINA, M. K. Himloc: Indoor smartphone localization via activity aware pedestrian dead reckoning with selective crowdsourced wifi fingerprinting. *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on, 2013. IEEE*, 1-10.

RAI, A., CHINTALAPUDI, K. K., PADMANABHAN, V. N. & SEN, R. Zee: zero-effort crowdsourcing for indoor localization. *Proceedings of the 18th annual international conference on Mobile computing and networking, 2012. ACM*, 293-304.

RANTAKOKKO, J., RYDELL, J., STROMBACK, P., HANDEL, P., CALLMER, J., TORNQVIST, D., GUSTAFSSON, F., JOBS, M. & GRUDEN, M. 2011. Accurate and reliable soldier and first responder indoor positioning: multisensor systems and cooperative localization. *Wireless Communications, IEEE*, 18, 10-18.

RISEMAN, E. M., HANSON, A. R. & BEVERIDGE, J. R. 2013. 11 LANDMARK-BASED NAVIGATION AND THE ACQUISITION OF ENVIRONMENTAL MODELS. *Visual Navigation: From Biological Systems to Unmanned Ground Vehicles*, 317.

RUIZ, A. R. J., GRANJA, F. S., PRIETO HONORATO, J. C. & ROSAS, J. I. G. 2012. Accurate pedestrian indoor navigation by tightly coupling foot-mounted IMU and RFID measurements. *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, 61, 178-189.

S. JEON, J. L., H. HONG, S. SHIN, H. LEE 2014. Indoor WPS/PDR Performance Enhancement using Map Matching Algorithm with Mobile Phone. *ION/IEEE PLANS*.

SAVAGE, P. G. 2000. *Strapdown analytics*, Strapdown Associates Maple Plain, MN.

SENIONLAB. 2014. *SenionLab Solutions* [Online]. Available: <http://www.senionlab.com/products/solutions> [Accessed July 7 2014].

SHAEFFER, D. K. 2013. MEMS inertial sensors: A tutorial overview. *Communications Magazine, IEEE*, 51, 100-109.

SHIN, E.-H. 2005. *Estimation techniques for low-cost inertial navigation*. PhD Dissertation/Thesis, University of Calgary.

SHIN, S., PARK, C., KIM, J., HONG, H. & LEE, J. 2007. Adaptive step length estimation algorithm using low-cost MEMS inertial sensors.

SHU, Y., BO, C., SHEN, G., ZHAO, C. & ZHAO, F. Magicol: Indoor Localization Using Pervasive Magnetic Field and Opportunistic WiFi Sensing. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 1, 1-14.

SKYHOOK. 2014. *Skyhook products* [Online]. Available: <http://www.skyhookwireless.com/products/#optimized> [Accessed July 9 2015].

SUBBU, K. P., GOZICK, B. & DANTU, R. 2013. LocateMe: Magnetic-fields-based indoor localization using smartphones. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, 4, 73.

TEN HOLT, G. A., REINDERS, M. J. & HENDRIKS, E. Multi-dimensional dynamic time warping for gesture recognition. Thirteenth annual conference of the Advanced School for Computing and Imaging, 2007.

TIAN, Z., FANG, X., ZHOU, M. & LI, L. 2015. Smartphone-Based Indoor Integrated WiFi/MEMS Positioning Algorithm in a Multi-Floor Environment. *Micromachines*, 6, 347-363.

TITTERTON, D. H. & WESTON, J. L. 2004. *Strapdown inertial navigation technology -2nd ed.*, the Institution of Electrical Engineers, London, United Kingdom.

TORRES-SOLIS, J., FALK, T. H. & CHAU, T. 2010. A review of indoor localization technologies: towards navigational assistance for topographical disorientation. *Ambient Intelligence*, 51-84.

TRUSTEDPOSITIONING. 2014. *Trusted Portable Navigator (T-PN)* [Online]. Available: <http://www.trustedpositioning.com/uploads/1/6/4/6/16469144/t-pn.pdf> [Accessed July 7 2014].

TURCOT, P. & LOWE, D. G. Better matching with fewer features: The selection of useful features in large database recognition problems. Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009 IEEE 12th International Conference on, 2009. IEEE, 2109-2116.

URI SCHATZBERG, L. B., YUVAL AMIZUR 2014. Intel - Enhanced WiFi ToF Indoor Positioning System with MEMS-based INS and Pedometric Information. *ION/IEEE PLANS*.

WEFI. 2014. *INTRODUCING WEFI'S INTELLIGENT NETWORK SELECTION* [Online]. Available: <http://www.wefi.com/solutions> [Accessed July 7 2014].

WIFARER. 2014. *Wifarer's indoor positioning apps improve customer engagement* [Online]. Available: <http://www.wifarer.com/features> [Accessed July 7 2014].

WOODMAN, O. & HARLE, R. 2009. RF-based initialisation for inertial pedestrian tracking. *Pervasive Computing*, 238-255.

XIE, H., GU, T., TAO, X., YE, H. & LV, J. MaLoc: a practical magnetic fingerprinting approach to indoor localization using smartphones. Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2014. ACM, 243-253.

YAN, L. & CUI, C. A new algorithm of gravity matching aided navigation. Second International Conference on Spatial Information Technology, 2007. International Society for Optics and Photonics, 679529-679529-6.

YOUSSEF, M. & AGRAWALA, A. The Horus WLAN location determination system. Proceedings of the 3rd international conference on Mobile systems, applications, and services, 2005. ACM, 205-218.

YU, Z., ZHONG, Z. & YI, F. 2012. Study on Application of Zero Velocity Update Technology to Inertial Navigation System [J]. *Piezoelectrics & Acoustooptics*, 6, 009.

ZHANG, R., HOFLINGER, F. & REINDL, L. 2013. Inertial sensor based indoor localization and monitoring system for emergency responders. *Sensors Journal, IEEE*, 13, 838-848.

ZHAO, J., WANG, S. & WANG, A. Study on underwater navigation system based on geomagnetic match technique. Electronic Measurement & Instruments, 2009. ICEMI'09. 9th International Conference on, 2009. IEEE, 3-255-3-259.

ZHUANG, Y., SYED, Z., GEORGY, J. & EL-SHEIMY, N. 2015. Autonomous smartphone-based WiFi positioning system by using access points localization and crowdsourcing. *Pervasive and Mobile Computing*, 18, 118-136.

陈伟. 2010. *基于GPS和自包含传感器的行人室内外无缝定位算法研究*. 博士学位, 中国科学技术大学.

高钟毓 2012. *惯性导航系统技术*, 清华大学出版社.

刘经南 2014. 大数据与位置服务. *测绘科学*, 39, 3-9.