

分类号_____

密 级_____

U D C_____

编 号_____

武 汉 大 学
博 士 学 位 论 文

基于 MEMS 惯性传感器、 WiFi、 磁场特征
的移动智能终端室内行人导航算法

研 究 生 姓 名:

指导教师姓名、职称:

专 业 名 称: 大地测量学与测量工程

研 究 方 向: 组合导航

二〇一五年十一月

A Dissertation Submitted to
Wuhan University
in Partial Fulfillment of the Requirement for the
Doctor's Degree of Engineering

**Integration of MEMS Sensors, WiFi, and Magnetic
Features for Indoor Pedestrian Navigation with
Consumer Portable Devices**

By

Supervisor:

November, 2015

论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，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

武汉大学学位论文使用授权协议书

(一式两份，一份论文作者保存，一份留学校图书馆存档)

本学位论文作者愿意遵守武汉大学关于保存、使用学位论文的管理办法及规定，即：学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并提供文献检索与阅读服务；学校可以采用影印、缩印、数字化或其它复制手段保存论文；在以教学与科研服务为目的的前提下，学校可以在校园网内公布部分及全部内容。

- 1、 在本论文提交当年，同意在校园网内以及中国高等教育文献保障系统（CALIS）高校学位论文系统提供查询及前十六页浏览服务。
- 2、 在本论文提交□当年/□一年/□两年/□三年，同意在校园网内允许读者在线浏览并下载全文，学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。
(保密论文解密后遵守此规定)

论文作者（签名）：

学 号：

学 院：

日期： 年 月 日

论文创新点

(1) 提出了一种对消费电子产品中 MEMS 陀螺的自主标定算法。该算法不需要任何外部设备，且可在没有任何用户干预时自动进行。本算法综合利用了多层次约束信息（包括伪观测、加速度计和磁强计观测及其叉乘向量、准静态姿态更新等），因此在各种典型行人动态下均能正常工作，且能在磁场干扰频繁的室内环境中正常工作，提供可靠的标定结果，从根本上改善了 MEMS 惯性传感器的测姿和定位精度。

(2) 研究了基于航迹推算 (DR) 和磁场匹配 (MM) 的室内行人导航算法。发现提高 DR/MM 性能的关键在于剔除 MM 误匹配或者降低其对组合导航影响，有针对性地提出和测试了两种质量控制机制，包括基于阈值的机制和基于自适应卡尔曼滤波 (AKF) 的机制。因为室内行人应用环境的复杂性和不可预测性，WiFi、低功耗蓝牙 (BLE) 等外部定位方式易受到热点 (AP) 分布、信号强度波动、数据库时变性等因素的影响。该 DR/MM 算法可在外部定位技术短期不可用或不可靠时提供连续的导航结果。

(3) 通过引入 DR 提供的短期运动轨迹以及数据库内参考点 (RP) 的空间几何关系，提出了一种用于无线信号（如 WiFi）指纹识别的轮廓匹配算法。该算法将 WiFi 指纹维度从单点扩展到多点，从而大大增加指纹信息的丰富性。为解决行人导航短期运动轨迹长度测量不准确的问题，本章将多维动态时间规整 (MD-DTW) 算法引入到 WiFi 定位中。轮廓匹配算法能有效消除单点匹配结果中的一些误匹配，并能在用户开启导航时，提供更可靠的初始位置。不论是 WiFi 独立定位，还是 DR/WiFi 组合，使用轮廓匹配均能得到比传统单点匹配更可靠的结果。

(4) 针对 WiFi 和 MM 的互补特性 (WiFi 误匹配率低但结果波动显著，而 MM 正好相反)，提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量，并获得优于 WiFi 或 MM 的定位结果。本方法也可用于其他无线定位技术，如 BLE。当多种无线定位技术同时存在时，可根据各自提供的搜索范围的交集确定最终 MM 搜索范围。进一步，当 DR 可用时，可使用 DR/WiFi 辅助 MM 剔除更多 MM 误匹配。基于 WiFi 或 DR/WiFi 辅助的 MM 可为定位卡尔曼滤波提供可靠的位置修正。此外，即便在无法获取完整 DR 解的情况下，也可利用加速度计提供的脚步信息完成该 WiFi/MM 算法，因此该算法对于没有内置陀螺的中低端移动智能终端尤为重要。

(5) 提出了两种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构，并做了对比分析。其中结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来辅助 MM。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本文针对两种结构均设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多了至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。再者，通过 DR、WiFi 和 MM 三者组合，能有效降低应用环境（如 WiFi 和 MM 信号分布）以及设备动态对导航性能的影响。

目录

1 引言	23
1.1 研究背景和问题分析	23
1.2 文献综述	27
1.3 研究目标	34
1.4 创新点	34
1.5 论文结构	36
2 导航基础知识	38
2.1 坐标系统	38
2.2 WiFi 指纹识别	39
2.3 航迹推算	40
2.4 磁场匹配	45
2.5 卡尔曼滤波	46
3 基于多传感器和多层次先验信息的 MEMS 陀螺自动标定	49
3.1 引言	49
3.2 惯性传感器标定方法	51
3.3 算法描述	53
3.4 实验和结果	58
3.5 小结	67
4 基于 MEMS 传感器和磁场特征的室内自主导航	69
4.1 引言	69
4.2 磁场匹配	70
4.3 航迹推算/磁场匹配组合导航	73
4.4 实验与结果	75
4.5 小结	86

5 改进的航迹推算/WIFI/磁场特征匹配组合导航算法.....	87
5.1 引言.....	87
5.2 WiFi 指纹识别	88
5.3 WiFi/磁场匹配组合导航	97
5.4 航迹推算/WiFi/磁场匹配组合导航	98
5.5 实验和结果.....	100
5.6 小结.....	117
6 结论及未来工作.....	120
6.1 结论.....	120
6.2 未来工作展望.....	123
附录：研究成果.....	124
参考文献.....	127

摘要

随着面对公众的位置服务（LBS）时代的来临及智能手机、穿戴设备等移动终端的日益普及，随时随地获取个人位置及周边服务信息的需求日益增大。作为获取空间位置信息的主要手段和 LBS 的一项核心技术，定位和导航（确定目标的位置、速度和姿态）技术至关重要。因为大多数 LBS 用户有 70% - 90% 的时间是在室内，所以对可靠的室内行人导航技术提出了需求。

本文提出了一种基于智能设备中内置微机电（MEMS）传感器、室内磁场特征以及公共场合现有无线局域网（WiFi）布设的行人导航方案。本方案定位精度达到 3-5 米（RMS），且结果连续、平滑、没有“跳点”。此外，本方案能很容易地进行扩展，和其他定位手段（如 GNSS、BLE）进行组合。与前人工作对比，本文研究的主要创新点包括：

- (1) 本文提出了一种对消费电子产品中 MEMS 陀螺的自主标定算法。该算法不需要任何外部设备，且可在没有任何用户干预时自动进行。本算法综合利用了多层次约束信息（包括伪观测、加速度计和磁强计观测及其叉乘向量、准静态姿态更新等），因此在各种典型行人动态下均能正常工作，且能在磁场干扰频繁的室内环境中正常工作，提供可靠的标定结果，从根本上改善了 MEMS 惯性传感器的测姿和定位精度，为后续组合导航打下坚实的基础。

使用三部手机在四种运动模式下的室外、室内测试结果表明：该方法可将陀螺零偏误差从几 deg/s 降低到室内 0.15 deg/s、室外 0.1 deg/s 的水平。尽管各测试设备初始陀螺零偏不同，该方法将所有设备的陀螺零偏降低到了相同的水平。

- (2) 本文研究了基于航迹推算（DR）和磁场匹配（MM）的室内行人导航算法。发现提高 DR/MM 性能的关键在于剔除 MM 误匹配或者降低其对组合导航影响，本文有针对性地提出和测试了两种质量控制机制，包括基于阈值的机制和基于自适应卡尔曼滤波（AKF）的机制。因为室内行人应用环境的复杂性和不可预测性，WiFi、低功耗蓝牙（BLE）等外部定位方式易受热点（AP）分布、信号强度波动、数据库时变等因素的影响。该 DR/MM 算法可在外部定位技术短期不可用或不可靠时提供连续的导航结果。

使用两部智能手机在两个磁场环境不同的室内环境中四种运动模式下的测试结果表明上述两种质量控制机制均有效降低了 MM 误匹配的影响。基于两种机制的 DR/MM 方案在一座磁场干扰频繁和严重的建筑（建筑 E）内的 RMS 值分别为 4.3 m 和 4.6 m，在一座磁场特征相对不明显的建

筑（建筑 B）内位置误差的 RMS 值分别为 5.2 m 和 5.6 m。相比没有质量控制的 DR/MM 结果，基于两种质量控制的结果分别提高了 47.6 % - 67.9 % 和 43.9 % - 65.4 %。

(3) 本文通过引入 DR 提供的短期运动轨迹以及数据库内参考点 (RP) 的空间几何关系，提出了一种用于无线信号（如 WiFi）指纹识别的轮廓匹配算法。该算法将 WiFi 指纹维度从单点扩展到多点，从而大大增加指纹信息的丰富性。为解决行人导航短期运动轨迹长度测量不准确的问题，本章将多维动态时间规整 (MD-DTW) 算法引入到 WiFi 定位中。轮廓匹配算法能有效消除单点匹配结果中的一些误匹配，并能在用户开启导航时，提供更可靠的初始位置。不论是 WiFi 独立定位，还是 DR/WiFi 组合，使用轮廓匹配均能得到比传统单点匹配更可靠的结果。

实测结果表明：轮廓匹配算法将 WiFi 指纹识别定位误差的 RMS 值从 5.7 m 缩小到了 4.9 m（改进 14.0 %）。更重要的是，轮廓匹配有效消除了单点匹配结果中的一些误匹配，例如某次测试中单点匹配在导航起始阶段出现的误匹配，该改进可缓解室内定位的初始化问题。进一步使用 WiFi 轮廓匹配结果与 DR 组合时，定位误差的 RMS 值降低到 3.8 m，较 DR/WiFi（单点）结果改进了 9.5 %。

(4) 本文针对 WiFi 和 MM 的互补特性（WiFi 误匹配率低但结果波动显著，而 MM 正好相反），提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量，并获得优于 WiFi 或 MM 的定位结果。本方法也可用于其他无线定位技术，如 BLE。当多种无线定位技术同时存在时，可根据各自提供的搜索范围的交集确定最终 MM 搜索范围。进一步，当 DR 可用时，可使用 DR/WiFi 辅助 MM 剔除更多 MM 误匹配。基于 WiFi 或 DR/WiFi 辅助的 MM 可为定位卡尔曼滤波提供可靠的位置修正。此外，即便在无法获取完整 DR 解的情况下，也可利用加速度计提供的脚步信息完成该 WiFi/MM 算法，因此该算法对于没有内置陀螺的中低端移动智能终端尤为重要。

实测结果表明：该基于 WiFi 辅助的 MM 算法可消除大部分 MM 误匹配。两测试环境中基于 WiFi 辅助的 MM 算法精度比 MM 独立定位分别改进了 70.8 % 和 74.5 %，比 WiFi 独立定位分别改进了 10.0 % 和 10.5 %。进一步，本文在 DR 可用时使用基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法将在磁场环境不同的两座建筑（建筑 E 和 B）内定位误差的 RMS 值进一步缩小到 4.6 m 和 5.6 m（改进 9.8 % 和 11.1 %）。基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法将绝大多数位置误差限制在 10 m 以内，可为定位卡尔曼滤波提供可靠的位置修正。

(5) 本文提出了两种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构，并做了对比分析。其中结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来辅助 MM。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本文针对两种结构均设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多了至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。再者，通过 DR、WiFi 和 MM 三者组合，能有效降低应用环境（如 WiFi 和 MM 信号分布）以及设备动态对导航性能的影响。

实测结果表明：本文 DR/WiFi/MM 组合算法结构#2 在 WiFi 和磁场环境不同的建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别为 3.0 m 和 3.4 m，比使用结构#1 时均小了 0.5 m。若单独考察各运动模式，结构#2 结果相比结构#1 的改进为 0.4 - 0.8 m（提高 10.8 - 23.1 %）。此外，通过 DR、WiFi 和 MM 三者组合，有效降低了 WiFi 和 MM 信号分布以及设备动态的影响。DR/WiFi/MM 组合结构#2 在两建筑中位置误差的 RMS 值差异仅为 0.4 m，在两建筑中四种动态下位置误差的 RMS 值之间的最大差异仅为 0.8 m 和 0.5 m。

因此，通过综合吸收 DR、WiFi 和 MM 各自的优势，本文算法有以下特点：

- (1) 本算法可以在不需要任何外部设备和用户干预的情况下，显著降低消费级 MEMS 陀螺的零偏（典型值为几 deg/s），从而提高姿态确定和位置推算结果；
- (2) 本算法可以在 WiFi、BLE 等外部定位技术不可用时，提供连续和较为可靠的室内导航结果；外部定位技术可用时，可利用其信息进一步提高结果的精度和可靠性；
- (3) 本算法可以降低应用环境对导航定位的影响。例如，该算法可在 WiFi 信号分布弱的室内环境正常工作，也可在存在频繁磁场干扰或磁场特征不明显的环境工作；
- (4) 本算法可以降低设备运动模式对导航定位的影响。具体来讲，该算法可在多种运动模式下（如端平、打电话、随手摆动、裤兜模式）提供同样可靠的导航结果。

因为上述优势，本文研究有以下潜在应用：

- 基于移动智能终端（消费类电子产品）的移动 LBS 应用；
- 为室内测图提供定位信息；
- 基于用户日常轨迹的室内 WiFi/磁场数据库众包测绘；
- 增强基于手机的 GNSS 定位（如精密单点定位（PPP））；
- 与其他定位技术（如 BLE、智能 LED 灯、地图匹配等）组合。

关键词：室内定位；行人导航；MEMS 传感器；WiFi 定位；磁场匹配

Abstract

Mobile location based services (LBS) is attracting the public attention due to their potential applications in a wide range of personalized services from emergency responders to proximity-based mobile advertising and social networks. As a core technology of LBS, positioning and navigation (i.e., determination of the position, velocity, and attitude of the mobile device) is evidently vital. Most LBS users spend 70% - 90% of their time in indoor environments. Therefore, a highly demanding issue is to provide a trustworthy and real-time indoor navigation solution.

This thesis provides a reliable indoor pedestrian navigation solution by using off-the-self sensors in consumer portable devices, local magnetic features, and existing WiFi infrastructures. By taking better advantage of the merits of dead-reckoning (DR), WiFi fingerprinting, and Magnetic matching (MM), the proposed algorithm can provide a navigation solution that has accuracy of 3-5 m (RMS), and do not suffer from failures or jumps. Furthermore, this algorithm can run in real time on portable devices, and can be easily combined with other techniques such as GNSS and BLE. Compared with previous hybrid navigation algorithms or structures, the main innovation points of this research are:

- (1) This research presents a real-time calibration method for gyro sensors in consumer portable devices. The calibration happens automatically without the need for external equipment or user intervention. Multi-level constraints (i.e., the pseudo-observations, the accelerometer and magnetometer measurements, the norm vector of the accelerometer and magnetometer measurements, and the quasi-static attitude updates) are used to ensure the method is reliable and accurate under natural user motions. This method provided promising calibration results, even under challenging motion modes such as dangling and pocket, and in challenging indoor environments with frequent magnetic interferences.
- (2) This research proposes an autonomous navigation algorithm for challenging indoor environments that do not have any WiFi signal or have WiFi signals with a weak distribution. This algorithm integrates DR and MM, and uses several approaches to improve the DR and MM performance. Furthermore, realizing that the key to enhancing the DR/MM performance is to mitigate the impact of MM mismatches, this research introduces and evaluates two mismatch-detection approaches, including a threshold-based method that sets the measurement noises of MM positions based on their distances to the historical DR/MM

position solutions, and an adaptive Kalman filter based method that introduces the estimation of the innovation sequence covariance into the calculation of the Kalman filter gain matrix.

- (3) This research presents a profile-based WiFi fingerprinting algorithm by using the short-term trajectories from DR and geometrical relationships of various RPs in the space. The Multi-Dimensional Dynamic Time Warping (MD-DTW) algorithm is introduced to match with inaccurate profile length for such a multi-dimensional system. The use of the profile-based approach can reduce the probability of mismatches. Furthermore, the profile-based approach is especially useful to provide a more accurate initialization for position as soon as a user starts navigating.
- (4) This research proposes a WiFi-aided MM algorithm, which uses the WiFi results to limit the MM search space to reduce both the mismatch rate and computational load. The complementary characteristics of WiFi and MM are especially useful for improving the navigation applications that use consumer devices not equipped with gyros (e.g., many medium- and low-end smartphones contain accelerometers and magnetometers but do not have gyros). Furthermore, when aided by WiFi (or DR/WiFi) to remove mismatches, MM results can be used as reliable updates in the position-tracking KF.
- (5) This research provides designs for and evaluates two hybrid integration structures that uses off-the-shelf sensors in consumer portable devices and existing WiFi infrastructures. Structure #1 utilizes the WiFi-aided MM algorithm, while Structure #2 uses both DR and WiFi results (i.e., the integrated DR/WiFi solutions) to limit the MM search space. Furthermore, a multi-level quality control mechanism is designed based on the interaction between different techniques and utilized in Structure #2. This mechanism has at least one more level than those in previous DR/WiFi/MM structures. Therefore, Structure #2 is more effective than previous structures at detecting MM mismatches, even in areas with limited WiFi RSS or weak RSS distribution. This structure reduced dependency on both navigation environments and motion condition. It provided consistent positioning accuracy in indoor environments with frequent magnetic interferences, and under different motion conditions.

Therefore, by taking better advantage of the merits of DR, WiFi, and MM, the proposed algorithm has the following advantages:

- (1) The algorithm can significantly improve the attitude-determination and DR results with commercial-grade MEMS gyros (typically have biases of up to several deg/s) without the need for any external calibration equipment or user intervention.
- (2) The algorithm can provide reliable and continuous indoor navigation results when external positioning technologies (e.g., WiFi and BLE) are not available; also, it can achieve optimal system performance when an external technology is available.
- (3) The algorithm can reduce dependency on navigation environments. For example, the algorithm works in indoor environments that have weak WiFi signal distribution, or in environments with frequent magnetic interferences.
- (4) The algorithm can reduce dependency on device motion conditions. Specifically, the algorithm can work under natural motion conditions such as handheld, phoning (i.e., close to the ear), dangling (i.e., walking with phone in hand), and in pants pockets.

There are various potential applications for the outcomes of this research, for example:

- Mobile LBS that use consumer portable devices;
- Indoor photogrammetry and mapping;
- Crowdsourcing of WiFi/magnetic DBs by using daily-life data from users;
- To augment smartphone-based GNSS positioning (e.g., precise point positioning);
- Integration with other available technologies (e.g., BLE, LED, and map matching).

Keywords: Indoor positioning; Pedestrian navigation; MEMS sensors; WiFi positioning; Magnetic matching

文中表格清单

表 1-1. 代表性室内定位公司及其技术方案	25
表 1-2. 室内定位专业应用和大众应用的对比	26
表 1-3. 主要导航方式的局限性	33
表 3-1. 典型消费级 MEMS IMU 和战术级 IMU 性能对比	49
表 3-2. 现有标定方法和本文标定方法对比	52
表 3-3. 测试手机陀螺零偏参考值	59
表 3-4. 室外不同手机标定结果统计值	61
表 3-5. 室外不同运动模式下标定结果统计值	63
表 3-6. 室内不同手机标定结果统计值	65
表 3-7. 室内不同运动模式下标定结果统计值	65
表 3-8. 室内标定实验位置误差 RMS 值	67
表 4-1. 建筑 E 实验位置误差 RMS 值（单位：m）	82
表 4-2. 建筑 B 实验位置误差 RMS 值（单位：m）	85
表 5-1. 建筑 E 测试 WiFi (单点)、WiFi (轮廓)，以及其与 DR 组合的位置误差统计值....	106
表 5-2. 建筑 E 各定位手段定位误差统计值	111
表 5-3. 建筑 B 各定位手段定位误差统计值（单位：m）	116

文中图片清单

图 1-1. 典型室内定位应用精度需求 (基于[6]修改).....	24
图 1-2. 论文结构和主要内容	37
图 2-1. 常用导航坐标系统	39
图 2-2. WiFi 指纹识别示意图	39
图 2-3. INS 机械编排流程图 [119]	42
图 2-4. PDR 流程示意图.....	42
图 2-5: 地磁场示意图（基于 [127] 修改）	43
图 2-6. 卡尔曼滤波流程图	47
图 3-1. 标定算法流程图	54
图 3-2. 在 QSMF 时段使用磁强计信息的流程图	57
图 3-3. 走动测试运动模式示意图和典型加速度计和陀螺输出	59
图 3-4. 室内外步行测试过程中磁强计输出和环境磁场标定结果（手持端平）	60
图 3-5. 室外标定测试环境和轨迹	61
图 3-6. 室外标定结果图（QSMF 时段磁强计量测可用）	62
图 3-7. 室内测试环境和轨迹	63
图 3-8. 室内标定结果图（QSMF 时段磁强计量测可用）	64
图 3-9. 室内标定实验导航结果图	66
图 3-10. 不同手机中未标定和标定后的陀螺误差 (#1、#2 及#3 为手机编号)	68
图 3-11. 室内外不同运动模式下标定精度对比	68
图 4-1. DTW 匹配示意图 [170].....	72
图 4-2. DR 算法流程图	73

图 4-3. 用于生成磁场数据库的轨迹	76
图 4-4. 建筑 E 磁场分布	77
图 4-5. 建筑 E 测试中各时刻测量的磁场指纹中总磁场强度的变化范围	77
图 4-6. 建筑 E 中测试磁强计提供的航向	78
图 4-7. 室内导航测试轨迹	78
图 4-8. 建筑 E 行人导航结果, 手持端平	79
图 4-9. 建筑 E 行人导航结果, 随手摆动	80
图 4-10. 建筑 E 不同运动模式下导航位置误差及其 CDF	82
图 4-11. 建筑 B 内测试环境	83
图 4-12. 建筑 B 内测试轨迹及磁场分布	83
图 4-13. 建筑 B 内导航结果, 手持端平	84
图 4-14. 建筑 B 内导航位置误差及 CDF, 手持端平	85
图 5-1. WiFi 指纹识别流程图	89
图 5-2. 基于单点匹配的 WiFi 指纹识别示例#1	93
图 5-3. 基于单点匹配的 WiFi 指纹识别示例#2	94
图 5-4. 基于轮廓匹配的 WiFi 指纹识别示例#2 (蓝色为真实轨迹)	94
图 5-5. WiFi 轮廓匹配流程图	95
图 5-6. MD-DTW 算法流程图	97
图 5-7. WiFi 和 MM 数据库构建和定位示意图	97
图 5-8. 利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围示意图	98
图 5-9. DR/WiFi/MM 组合导航结构#1	99
图 5-10. DR/WiFi/MM 组合导航结构#2	99

图 5-11. 建筑 E WiFi 信号分布	101
图 5-12. 建筑 E 部分热点位置和信号传播参数估计结果	101
图 5-13. WiFi (单点)、WiFi (轮廓), 以及其与 DR 组合导航结果, 打电话	102
图 5-14. WiFi (单点)、WiFi (轮廓), 以及其与 DR 组合导航结果, 裤兜模式	103
图 5-15. WiFi (单点) 和 WiFi (轮廓) 位置误差	104
图 5-16. DR/WiFi (单点) 和 DR/WiFi (轮廓) 位置误差	105
图 5-17. MM、MM (WiFi 辅助) 以及 MM (DR/WiFi 辅助) 定位结果, 打电话	107
图 5-18. MM、MM (WiFi 辅助) 以及 MM (DR/WiFi 辅助) 定位结果, 裤兜模式	107
图 5-19. MM、MM (WiFi 辅助) 以及 MM (DR/WiFi 辅助) 位置误差	108
图 5-20. DR/WiFi/MM 结构#1 和结构#2 定位结果, 打电话	108
图 5-21. DR/WiFi/MM 结构#1 和结构#2 定位结果, 裤兜模式	109
图 5-22. DR/WiFi/MM (WiFi 辅助) 和 DR/WiFi/MM (DR/WiFi 辅助) 位置误差	109
图 5-23. 建筑 E 不同手段定位误差的 CDF	110
图 5-24. 各运动模式下不同手段定位误差的 RMS 值	112
图 5-25. 建筑 B 测试轨迹上 WiFi 信号分布	112
图 5-26. 建筑 B 不同手段定位结果	114
图 5-27. 建筑 B WiFi (单点)、WiFi (轮廓) 及二者与 DR 组合位置误差	114
图 5-28. 建筑 B WiFi 或 DR/WiFi 辅助的 MM, 以及其与 DR/WiFi 组合的定位误差	115
图 5-29. 建筑 B 不同手段定位误差的 CDF	117
图 5-30. 建筑 E 和 B 内使用不同手段定位误差的 RMS 值	117

文中缩写词含义及全称

缩写词	含义及全称
AKF	自适应卡尔曼滤波, Adaptive Kalman Filter
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
DOP	几何精度因子, Dilution of Precision
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
FCC	联邦通信委员会, Federal Communications Commission
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
IGRF	国际地磁参考场, International Geomagnetic Reference Field
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

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
MMSE	最小均方误差, Minimum Mean Square Error
MM	磁场匹配, Magnetic Matching
MSD	平均偏差平方和, Mean Square Difference
NED	北-东-地, North-East-Down
NHC	非完整性约束, Non-Holonomic Constraints
NLoS	不视通现象, Non-Line-of-Sight
PDR	行人航迹推算, Pedestrian Dead Reckoning
PF	粒子滤波, Particle Filter
PPP	精客单点定位, Precise Point Positioning
QSMF	准静态磁场, Quasi-Static Magnetic Field
QSAU	准静态姿态更新, Quasi-Static Attitude Updates
RF	射频, Radio Frequency
RFID	射频识别, Radio Frequency Identification
RP	参考点, Reference Point
RTLS	实时定位系统, Real-Time Location Systems
RMS	均方根, Root Mean Square
RSS	接收信号强度, Received Signal Strength
SLAM	同步定位测图, Simultaneous Localization and Mapping
TERCOM	地形匹配制导, Terrain Contour Matching

UKF	无迹卡尔曼滤波， Unscented Kalman Filters
UWB	超宽带技术， Ultra Wideband Beacons
WGS	世界大地坐标系 World Geodetic System
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

1 引言

1.1 研究背景和问题分析

1.1.1 背景

随着面对公众的位置服务（LBS）时代的来临及智能手机、穿戴设备等移动终端的日益普及，随时随地获取个人位置及周边服务信息的需求日益增大 [1, 2]。北美地区和欧洲的 LBS 产业规模在 2013 年分别达到了 18 亿美元和 7.35 亿欧元，并预计将于 2018 年增长到 38 亿美元和 23 亿欧元 [3]。作为获取空间位置信息的主要手段和 LBS 的一项核心技术，定位和导航（确定目标的位置、速度和姿态）技术至关重要。因为大多数用户有 70 % - 90 % 的时间是在室内 [4]，所以对可靠的室内行人导航技术提出了需求。

近年来，室内行人导航已成为工业界和学术界的研究热点。经调研，目前有超过 150 家国内外公司涉及到室内实时定位系统（RTLS）、室内测图以及其他室内行人相关应用。其中不仅包括初创公司，还包括像 Apple、Google、Qualcomm、Intel、Cisco 和阿里巴巴这样的商业巨头。室内导航的竞争日益激烈，典型的事件包括：2013 年 3 月，Apple 以 2000 万美元收购了基于无线局域网（WiFi）和微机电（MEMS）传感器的室内定位初创公司 WiFiSlam；2014 年 3 月，Google 公开了 Tango 计划的开发者套件，并将室内测图定位未来十年的研究方向之一；2014 年 7 月，InvenSense 以 8100 万美元收购了室内外运动方案提供商 Movea 和 Trusted Positioning；2014 年 9 月，百度向 IndoorAtlas 投资 1000 万美元，后者的标签是基于磁场特征的室内定位；2015 年 5 月，General Electric 联合 Apple 以及 Qualcomm 共同计划研发能基于用户位置向其推送优惠券的智能发光二极管照明（LED）灯；此外，我国也已启动了“羲和”系统的建设，旨在提供室内 3 m，室外 1 m 的精密定位服务 [5]。与此同时，在学术界，也有不少国内外会议以及期刊杂志设置了关于下一代室内行人导航技术的分会或者专题。

当前有多种可用的室内定位技术，包括 WiFi、低功耗蓝牙（BLE）、射频识别（RFID）、紫蜂（ZigBee）、超宽带技术（UWB）、伪卫星（Pseudolites）、全球移动通讯系统（GSM）、相机、智能 LED 灯、磁场特征、超声波、基于运动传感器（陀螺、加速度计、磁强计等）的航迹推算（DR）等。表 1-1 列举了提供室内定位和导航服务的代表性公司，以及它们使用的技术、公开报告的精度、以及主要应用场景。

如表 1-1 所示，不同公司用到的技术和达到的定位精度差别显著。因此，在讨论某种定位技术之前，本文先讨论室内定位应用的需求，因为具体需求决定了对定位技术的选用。

1.1.2 室内定位精度需求

图 1-1 展示了典型室内应用对定位精度的需求 [6]。根据表 1-1 和图 1-1，室内定位和导航应用大体上分为两类：专业应用和大众应用。图 1-1 中这两类应用分别由蓝色虚线和红色实线圈出。

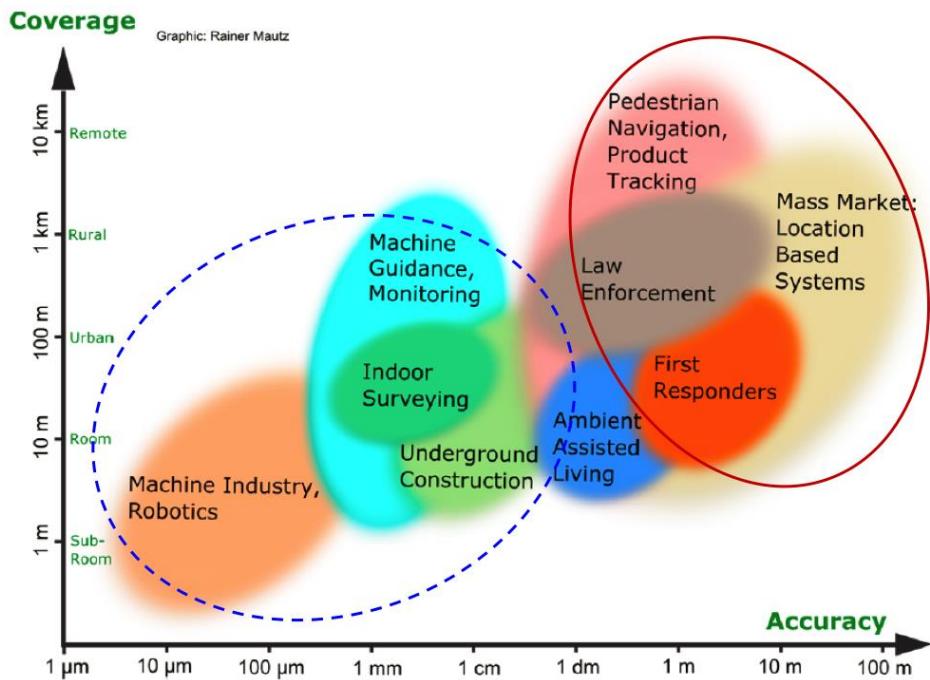


图 1-1. 典型室内定位应用精度需求 (基于[6]修改)

对于任何导航应用来说，都存在性能和成本的折衷。专业应用（如工业应用、地下建设等）通常需要高精度的导航定位，相应地也通常允许使用专业设备、网络和人力。此外，一些专业应用（如机器人和自动驾驶）甚至需要智能感知技术来感应周围环境。另一方面，多数大众应用不需要高精度的导航定位和智能感知，因为用户本身有感知周围环境的能力，所以米级的精度已经能将用户引导到其感知范围之内。再加上成本的限制，大众应用通常无法使用专业的设备、网络或者人力。表 1-2 对比了专业应用和大众应用的特征。

表 1-1. 代表性室内定位公司及其技术方案

公司/产品	主要技术	公布精度	主要应用	网址
Skyhook	WiFi	99.8 % 20 m	市中心	www.skyhookwireless.com/optimized-location
Ekahau	WiFi	3 m (均值)	网络提供商	www.ekahau.com/real-time-location-system/blog/2011/03/04/how-accurate-is-it-part-13/
Cisco	WiFi	50% 5 m; 90 % 10 m	网络提供商	www.cisco.com/en/US/docs/solutions/Enterprise/Mobility/emb30dg_Locatn.html
Guardly	WiFi	房间级	安保	www.guardly.com/technology/indoor-positioning-system
Wifarer	WiFi	3 m	消费电子	www.gigaom.com/2012/08/01/wifarers-mobile-app-doesn-t-just-map-the-indoors-it-maps-the-objects-within/
Lighthouse Signal Systems	WiFi	5-7 m (热点稀疏时); 1-3 m (热点密集时)	商场	www.lighthousesignal.com/technology/
Iway	WiFi/GSM/3G/4G	1-5 m (均值)	室内服务	www.iway.nl/en/index.php/purpose/
Ericsson	WiFi/LTE	97% 50 m	物体追踪	www.ericsson.com/research-blog/lte/indoor-positioning-in-lte/
Indoo.rs	WiFi/iBeacon	5 m	消费电子	www.indoor.rs
Insiteo	BLE/WiFi	2 m	商场	www.insiteo.com/joomla/index.php/en/plateform
Meridian / Aruba	BLE / WiFi	1-3 m	室内导航	meridianapps.com
SenionLab	WiFi/BLE	1 – 5 m	消费电子	senionlab.com/venues/system-integrators/
Sensewhere	WiFi/BLE	10 m	移动广告	sensewhere.com
Estimote	BLE	1.5 – 4 m	导航	blog.estimote.com/post/11829444205/super-simple-and-accurate-indoor-positioning-with-quuppa.com/technology/
Quuppa	BLE	1 m	物品追踪	quuppa.com
Combain	Cell ID/WiFi	40 m	市中心	www.9solutions.com
9Solutions	BLE/RFID	1 m	健康, 安保	www.komindesign.com/oma/Invisitrack.pdf
InvisiTrack	LTE	单方向 3 m	用户追踪	www.loctrонix.com
Loctronix / TCS	GSM	15 m	E 911 急救	www.future-shape.com/en/technologies/32
NaciFloor	RFID	50 cm	机器人	www.kimaldi.com/kimaldi_eng
Kimaldi	RFID	米级	医院	www.trustedpositioning.com
Trusted positioning / InvenSense	运动传感器	移动距离的 4-8%; 移动距离的 1% (特定设备动态)	运动跟踪	
NavShoe	运动传感器	移动距离的 0.3 %	脚部固定装置	www.wpi.edu/Images/CMS/PPL/InterSense.pdf
aisle411	WiFi/运动传感器	3-10 m	商场	aisle411.com
CSR / Broadcom	WiFi/运动传感器 /BLE	50 % 5 m	商场	www.csr.com/products/sirfusion
Motorola Solutions	运动传感器/射频 /Map	实时 < 7 m; 事后 < 4 m	军用/急救	www.motorolasolutions.com/content/dam/msi/docs/business/product_lines/apx/documents/mot_trx_neon_imdoor_location_data_sheet.pdf
Qualcomm Atheros	WiFi/传感器	3-5 m	芯片	www.qca.qualcomm.com/products/qualcomm-iqat/
Pole Star	WiFi/BLE/运动传感器	5 m (均值)	机场	www.polestar.eu/en/
WiFiSlam / Apple	WiFi/运动传感器	2.5 m	消费电子	angel.co/wifislam
BlinkSight	定制信号	< 10 cm	芯片	www.blinksight.com
Broadcom	定制信号	亚米级	芯片	www.broadcom.com/press/release.php?id=s836818
NextNav	定制信号	50% 20 m; 90% 47 m	E911 急救	www.nextnav.com/proven-performance
Nokia	定制信号	0.3 m	商用	www.nokia.com/en_int
Nanotron	定制信号	1 m	矿井	nanotron.com/EN/PR_find.php
Ubisense	UWB	15 cm	商用	ubisense.net/en
Zebra	UWB	亚米级	物流	www.zebra.com/content/dam/zebra/white-papers/engs/uwb-architecture-en-us.pdf
My - Bodyguard	Zigbee	房间级	物品追踪	www.x-guard.net/download/EN/Products/My-Bodyguard-en.pdf
Locata	伪卫星	厘米级	工业级	www.locata.com/technology
Trimble	伪卫星	厘米级-分米级	矿井	www.trimble.com/mining/Terralite-XPS-Solutions/Position-Infrastructure.aspx
Sonitor	超声波	亚房间级	医院, 矿井	www.sonitor.com/products-sonitor-sense.html
Cricket	超声波	1-2 cm	物品追踪	cricket.csail.mit.edu
ByteLight / Acuity	LED	亚米级	商场	www.byleight.com
HW Communications	LED	10 cm	商用	www.hwcomms.com/VLC
SkyTrax	工业相机	2- 30 cm	工业车辆	www.baxtek.com/products/skytrax/index.php
StarGazer	工业相机	厘米级	机器人	www.sgbotic.com/index.php?dispatch=products.view&product_id=1173
AICON ProCam	红外相机	0.1 mm	工业车辆	www.aicon3d.com/products/moveinspect-technology/procam/
IndoorAtlas	磁场特征	1 – 2 m	消费电子	www.indooratlas.com/static/magnetic_positioning_oupus_jun2014.pdf

本研究的主要应用场景是大众移动 LBS 服务。因此，本研究仅考虑智能设备中现有的传感器和技术，例如惯性传感器（陀螺、加速度计）、磁强计以及 WiFi。BLE 的使用方式和 WiFi 类似（常用指纹识别或三角定位）；因此，本文不再专门研究 BLE 定位技术。当然，BLE 还有一种使用方式是作为路标提供定点位置修正。这种方式的思想简单易懂，因此也不在本文研究范围。此外，尽管大多数智能设备已经配备了相机，本文不研究基于视觉的导航。再者，本文仅使用室内地图来展示定位结果，而不使用地图来修正导航结果。对基于视觉、地图的室内定位，仅在文献调研部分进行介绍。

表 1-2. 室内定位专业应用和大众应用的对比

	专业应用	大众应用
特点	需要高精度； 允许使用专业设备或网络； 可能需要智能感知；	需要中等或低精度； 通常无法使用专业设备或网络； 通常不需要智能感知；
精度需求	分米级或更精确	米级
主流技术	相机、定制信号、伪卫星、UWB、 超声波、RFID 等。	WiFi、BLE、运动传感器、磁场、 Zigbee、RFID、通讯网络等。

2015 年 1 月，美国联邦通信委员会（FCC）公布了 E911 服务的定位精度标准 [7]，要求两年内达到 67 % 的概率 50 米，5 年内达到 80 % 的概率 50 米。然而，对于大众 LBS 应用，至今没有公开的针对定位性能的标准。有一种非官方的定义是 1-5 米为高精度，6-10 米为中等精度，大于 11 米为低精度 [8]。

尽管中等精度（假定 6-10 米是绝对位置误差，那么位置误差均方根（RMS）为 3-5 米）已经能够满足大多数大众 LBS 服务的定位需求，要达到这个精度也有一定挑战性。具体来讲，这些挑战包括可用传感器性能差、室内环境复杂且不可预测性大等。这些问题的存在制约了室内导航的精度。

本章接下来将首先陈述室内行人导航的难点，然后对现有室内定位导航技术进行文献综述。调研的室内定位技术包括无线定位、DR、匹配定位以及组合导航。最后，介绍本文的研究目标、创新点，以及论文结构。

1.1.3 室内定位导航难点

尽管基于全球导航卫星系统（GNSS）的室外导航定位技术已经较为成熟并得到广泛应用，室内导航定位仍是公认的难点。现将室内定位面临的挑战列举如下：

- 室内环境下 GNSS 信号不可用或严重衰减 [9]。
- 对于无线定位手段来说，室内环境复杂，如存在不透视现象（NLoS）[10]、多径效应 [11]，甚至人体的干扰 [12] 等。
- 仅能使用低等级传感器。智能设备内置 MEMS 传感器的精度比传统导航中使用的传感器要低数个量级。此外，MEMS 传感器误差存在严重的环境敏感性，如温度敏感性 [13]。
- 室内环境可能存在频繁和严重的磁场干扰，严重制约了在室内使用磁强计来提供航向的性能 [14]。
- 行人运动模式丰富，且不可预测性强。例如常常出现变速和突然转弯 [15]。此外，行人运动与车辆导航不同，通常不受特定路线的限制 [16]。

接下来的小节综述了现有室内导航和定位技术，并进一步介绍需要解决的问题。之后，给出本文的研究目标。

1.2 文献综述

按照数学原理，现有导航手段可以分为三类：交汇定位（通常基于无线信号）、DR（通常基于运动传感器）以及数据库匹配。这三类定位方式的代表分别为 GNSS、惯性导航以及地图匹配。如果按照这种分类方式，基于无线信号的三角定位属于交汇定位，而基于无线信号的指纹识别则属于数据库匹配，可能会对关注无线定位的读者带来不便。因此，本文将现有定位手段分为如下三类：无线定位、DR 以及匹配技术。

1.2.1 无线定位

可用于室内环境的无线定位技术众多，包括伪卫星 [17]、RFID [18]、ZigBee [19]、以及 UWB [20] 等。这些技术能提供长期的定位精度（即在长时间尺度上提供精确的定位），但是依赖专用的接收设备，并需要布设和定期维护专用的设施 [21]；这些需求限制了这些定位技术在消费级智能设备的应用。随着 IEEE 802.11 标准的成熟以及 WiFi 接收设备日益普及，基于公共场合现有 WiFi 布设实现定位得到了应用 [22]。常用的 WiFi 定位手段包括指纹识别 [23, 24]、三角定位 [25] 及其组合 [26]。指纹识别在数据库内寻找信号指纹与测量的信号指纹最相近的点作为定位点，而三角定位则测量待测点到多个坐标已知点的距离并交会得到待测点的坐标。指纹识别不但可以获取位置，还可以提供粗略的航向角估计 [27, 28]。其基本原理是人体会影响 WiFi 信号传播，从而使得当设备在同一点上朝向不同

方向时，测量的信号指纹不同。指纹识别是当前工业界和学术界最广泛使用的 WiFi 定位算法，因为其可以在 WiFi 热点（AP）位置和信号传播模型（取决于实际信号传播环境）未知的情况下完成定位。另一方面，三角定位较指纹识别也有自身的优势，例如数据库占用存储空间更小、在未测绘的区域也能定位、以及更容易获取定位点精度（可通过最小二乘或卡尔曼滤波待估状态量协方差矩阵获得）等。文献 [29] 和 [30] 对指纹识别和三角定位进行了比较。二者均包含两个阶段：数据库构建阶段和定位阶段。对于指纹识别而言，数据构建的目的是生成或者更新信号指纹数据库，该数据库由一系列参考点（RP）的坐标与这些点上的信号指纹（即接收到的 AP 及各 AP 的信号强度）构成；定位阶段则是在数据库中寻找与待测点信号指纹最接近的点求取定位结果。而对于三角定位，数据库构建的目的在于确定 AP 位置以及建立各 AP 的信号传播模型，以保证定位精度。

WiFi 指纹识别的一个关键问题是数据库的构建，而建立数据库的关键在于获取 RP 的坐标。数据库的构建是一个成本和精度的折衷；也就是说，根据不同的应用需求，可以选择不同的数据库构建方法。第一种方式是逐点测绘，即在每个坐标已知的 RP 上停留一段时间，测量其上信号指纹，然后对该点所有信号指纹综合处理（如求平均）来获取该点最终的信号指纹。各 RP 的坐标可以在数字地图上获取。该方法可提高数据库可靠性 [31]，并提供粗略的区分不同航向的指纹 [27, 28]；但另一方面，逐点测绘方法耗时耗人力，当进行大面积测绘时尤为明显 [32]。即便完成一栋小面积建筑内的逐点测绘，也需要花费数个小时 [33]。为了降低大范围数据库构建的工作量，可以选用第二种方式，即走动测绘。其基本原理是使用路标（少数坐标已知的点）或者地图信息（如转角以及路口的坐标、走廊的方向角信息等）和匀速假设来生成在待测区域内各条轨迹上各点的坐标 [34]，然后通过大量的轨迹求统计值来使得生成的各点坐标逼近其坐标真值。文献 [35] 表明了使用更多的轨迹能够获得更高的数据库精度。

此外，还有一些研究尝试通过基于传感器的导航结果在后台自动更新 WiFi 数据库，从而省去耗时的数据库更新过程甚至数据库生成过程。WiFi 同步定位测图（SLAM）是这类算法的典型代表 [36]。SLAM 算法的局限性在于随着导航范围的增大，计算量显著增加 [37]。此外，还有一些基于众包（Crowd-sourcing）思想的方法。例如，文献 [38] 使用固定在脚上的传感器提供的导航结果来估计 WiFi 和其他无线 AP 的坐标，而文献 [39, 40] 使用端平的手机实现了相似的系统。基于众包的思想，可以使用用户的日常导航轨迹，自动更新 WiFi 数据库。众包的关键在于获取可靠的用户自主导航数据。但是，因为 1.1.3 节中

所述的难点，如何获取可靠的用户导航数据是一个难题。如何解决该难题，是本论文的一项主要工作。

对于三角定位而言，生成数据库的目的是获取 AP 坐标和信号传播参数。文献 [41] 和 [42] 利用一系列坐标已知的 RP 或坐标已知的轨迹上各点的信号指纹信息反算各 AP 位置。这类方法的难点在于当选用的 RP 几何分布不好时，可能造成显著的估计误差 [35, 43]。文献 [43] 使用严格测试的方法估计信号传播模型，然后使用最小二乘法估计 AP 坐标。这种方法面临的挑战是当环境变化时，在数据库构建阶段估计出的参数可能不再适用。文献 [44] 通过使用信号强度梯度的方式提高 AP 定位的精度。该方法的缺点在于计算量的增加，以及室内定位环境中，信号强度梯度可能不可用。利用智能手机内置的 MEMS 传感器，文献 [35] 提出了一套基于众包的系统，使用非线性迭代最小二乘同时估计 AP 位置和信号传播参数。该方法在导航环境（如 WiFi 信号强度分布）变化时也可使用。众包方式更新数据库的性能很大程度上取决于基于传感器的导航方案的精度。因此，本研究将提高基于 MEMS 传感器的导航性能作为一项主要目标。

高精度 WiFi 定位面临的挑战主要包括有几点：（a）作为一种绝对定位技术，WiFi 定位的性能依赖信号可用性和几何分布 [45]：几何分布弱时可能发生模糊性问题 [46]。（b）受不透视现象 [10]、遮挡或反射 [47]、多径效应 [11]、人体干扰 [12] 等因素的影响，信号易出现波动。（c）随着时间推移，WiFi 数据库可能发生变化 [48, 49]。其中，（a）的影响可以通过在信号特征不明显的区域增加 AP 或者选择性地使用重要的 AP 来降低 [50]；（b）的影响可以通过利用考虑了多径效应 [11] 或 Rayleigh 衰退效应 [51] 的模型来降低；而（c）的影响可以通过周期性的数据库更新来降低。但是，很多时候难以修改公共场合的 WiFi AP 分布或者事先对 WiFi AP 分布进行调研；此外，现有数据库更新方法大多费时且工作量繁重 [52]。更重要的是，尽管这些方式可以降低一些因素的影响，信号强度波动是无线定位手段固有问题，难以消除。除了上述难点之外，使用智能设备中的 WiFi 进行定位还有一些实际问题，例如低成本 WiFi 芯片的多样性 [53]，即同样的输入情况下，不同的 WiFi 芯片输出不同。此外，目前 Apple 公司 IOS 操作系统无法获取原始的 WiFi 信号强度；而 Android 智能手机则多对 WiFi 数据更新率有限制，例如使“WifiManager”类采集数据时，测试的 Samsung Galaxy S3, S4 和小米 4 手机 WiFi 数据更新率约为 0.3 Hz，测试的 Google Nexus 7 平板电脑 WiFi 数据更新率约为 1 Hz。因为数据更新率低，若对信号进行平滑来降低信号噪声，易造成延迟和导航误差。

上述问题的残留影响是由应用环境造成，而非 WiFi 定位技术本身。因此，这些残留影响难以通过单方面提高 WiFi 定位算法精度来消除。为了降低甚至消除上述问题的影响，本研究的一个目标是通过一种自主导航的方式，在 WiFi 信号出现中断时提供连续的导航结果，并在 WiFi 定位可用时与其组合提供更平滑和可靠的导航结果。

1.2.2 航迹推算

近年来随着 MEMS 技术的发展而产生的 MEMS 传感器具有成本低（大批量生产时）、尺寸小、重量轻、功耗低、可靠性高等优点[54]，因而被广泛应用于人们生活的方方面面。越来越多的移动智能终端中装入了三轴陀螺、加速度计和磁强计，以保证用户可以运行他们感兴趣的应用，如动作类游戏、多媒体、个人导航等。特别地，使用惯性传感器进行导航的基本原理是 DR；该过程完全不依赖任何外部信号，是提供室内外无缝导航的理想方式。但是，因为传感器误差的存在，基于惯性传感器的 DR 只能提供短期精确的导航结果。虽然通过实验室标定可消除大多数确定性传感器误差的影响，但是，低成本 MEMS 传感器误差存在严重的温度敏感性 [13] 和逐次上电不重复性 [55]。因此，传感器误差会随着重新上电以及实际环境温度和标定温度的不同而变化。由于惯性导航机制中存在的积分环节，残留的传感器误差会不断积累并导致姿态误差，进而导致速度和位置误差发散。尽管水平姿态误差可以通过加速度计量测信息控制 [56]，航向误差会在没有外部信息更新时不断发散 [57]。

磁强计可以通过环境磁场，提供绝对航向信息。具体的计算分三步完成：使用加速度计信息将磁强计输出调水平、使用调平的磁强计信息计算磁北航向（相对环境磁场北向的偏角）、使用磁北航向加上磁偏角计算真北偏角（相比地理北向的偏角）。磁强计寻北的前提假设是环境磁场就是地磁场，因而各时刻的磁偏角可以通过国际参考地磁场（IGRF）模型 [58] 确定。通过对实测数据的分析，发现大多数室外测试环境均符合上述假设。但是，因为人工设施的存在，室内环境磁场极易受到干扰而偏离地磁场，从而使得磁偏角变得未知。在这种环境下，尽管磁强计可以提供精确的相对环境磁场的航向，也无法计算准确的真北航向。学者们尝试了不同的方法，来提高磁强计寻北的可靠性。例如，文献 [59] 通过对陀螺和磁强计提供的航向变化来探测磁场突变，文献 [60] 利用环境磁场保持稳定的时段的磁强计信息提供相对航向变化来标定陀螺，而文献 [61] 则通过在线标定磁强计来使之与环境磁场一致。这些手段能够有效减弱，却无法完全消除 DR 误差的积累。因此，还是需要外部定位手段，来与 DR 组合以提高长期精确的导航。基于视觉的方法，可以提供绝对位置修正 [62] 或使用图像生成虚拟陀螺 [63] 或者虚拟里程计 [64, 65] 来修正导

航结果。但是，视觉的方法易受环境光线条件的影响且计算量巨大 [66]；此外，相机需要朝向特定的方向也制约了视觉导航的使用 [67]。

除了增加额外的传感器外，还有一种思路是从算法的角度来提高导航性能。这种软件层面的方法格外适用于对硬件成本要求苛刻的低成本导航。典型的方法包括通过更合适的随机误差建模 [68]和降噪 [69]来提高传感器性能，或者引入导航先验信息约束，例如载体运动学、动力学模型、或者道路模型等 [70]。增加先验信息约束的方式被广泛应用于机载 [71, 72]、车载 [73-75]和船载 [76, 77]的导航应用。在车载导航中，非完整性约束（NHC）可在载体有明显速度时显著提高航向精度 [74, 78]；零速修正（ZUPT）和静态航向锁定（ZARU）可在载体保持静态或准静态时修正速度误差并估计部分传感器误差，如垂向陀螺零偏 [75]；而转弯半径约束则可在载体运动缓慢时修正导航结果 [73]。此外，还有其它先验信息，例如车载导航中水平陀螺和垂向加速度计作用有限 [79, 80]。基于这一现象，文献 [79]直接使用俯仰和横滚角为零作为约束，而文献 [80]则使用常值加噪声来生成虚拟的水平陀螺及垂向加速度计输出信号，并提出一套能够处理各种传感器配置的车载导航方案。

行人导航应用中最常用的先验信息是 ZUPT 和 ZARU [81-83]。ZUPT 是基于设备为静态或准静态时线速度为零这一现象；而 ZARU 则基于设备为静态或准静态时航向变化为零这一假设。此外，学者们还提出了其它先验信息，例如利用行人步长 [25]或速度模型 [84]来构造虚拟里程计来修正行人航迹推算（PDR）、通过分析加速度计和陀螺信号来挖掘航向信息 [85]、使用用户在室内运动时有很大概率朝向楼道方向这一假设来修正航向 [86]等。当使用恰当（即实际导航条件符合使用某种先验信息的前提假设）时，这些先验信息可以有效提高导航性能：例如，当导航设备或传感器固定在脚上时，脚踏在地面时有明显的准静态时段，因而对 ZUPT 和 ZARU 的使用频繁而可靠；然而，当设备未和人体固连（如固定在脚上、用手端平、或者放在腰包里）时，使用这些先验信息则贡献有限，甚至可能在极端情况下破坏导航结果（取决于设备实际动态和导航算法参数设置）。而对人体运动模型的使用则需要事先训练 [87]，即估计模型参数，因为模型参数会随着用户行为习惯、设备运动模式、传感器精度，甚至应用环境的不同而变化。例如，步长模型的使用会受到地面坡度的影响。

1.2.3 数据库匹配技术

学者们已经利用多种信息的数据库匹配来提高导航性能，例如利用室内地图（如墙壁信息）来约束导航结果 [88]、使用图像数据库来提供绝对位置修正 [62]、通过匹配市中心

建筑物阴影来定位 [89]、使用路标点坐标来提供位置更新 [90, 91]、匹配可见光[92]、匹配环境磁场 [93, 94]，以及使用坡度模型来匹配 [95]等。此外，还有一些匹配方式，利用行人的特定运动信号将其匹配定位到特定地点，例如爬楼梯、转弯等 [96]。传统的室外地图匹配方案将待测点投影到最可能的道路，然后确定该点在所选道路上的位置 [97, 98]。该方案在室外的应用已经较成熟，但难以直接用于室内导航。这是因为室内情况更为复杂，难以将地图完全用点和线的结构表示；此外，因为室内空间有限，且障碍物众多（如墙壁、机器、桌椅等），因而对地图分辨率和精度有更高的要求。其它定位技术，如阴影匹配、光匹配、行人运动信号匹配等，仅能在特定条件下工作。至于磁场匹配（MM），尽管磁场无处不在，匹配的性能很大程度上与环境磁场分布相关 [34, 99]：MM 可以提供精确的定位，但存在明显的误匹配（定位结果远离位置真值，如距离超过 20 米）现象，尤其是在环境磁场特征不明显的区域。

匹配技术被广泛应用于传统的基于地形 [100]、重力 [101]、或者磁场 [102] 高精度自主导航；此外，已有较为成熟的匹配算法，如地形匹配制导（TERCOM）[100]、迭代就近轮廓点法（ICCP）[101]等。这类算法均为轮廓匹配算法，基本思想是将测量的轮廓（一系列观测构成的时间序列）与数据库中的候选轮廓对比，寻找最接近的轮廓 [100]。为保证匹配精度，轮廓必须足够长以体现出变化特征；此外，测量的轮廓的长度最好应与数据库中候选轮廓相同。因此，传统的高精度自主导航载体均装备有高端惯性导航系统（INS），并使用 NHC、ZUPT 等约束条件来修正 DR 结果，以提供精确的短期导航轨迹。然而，对于室内行人导航而言，传感器误差显著，且设备通常不与载体（人体）固连。因为缺少长期稳定可靠的修正，DR 的定位误差可能迅速积累，造成对短期导航轨迹长度的测量误差。

所以，数据库匹配技术可在特定环境下提供精确的导航信息更新，但难以在所有场景工作。因此，该技术可为 DR 提供不定期的更新，以保证长期的导航性能。考虑到智能设备中 MEMS 传感器的普及和磁场的普遍存在，本研究将探讨使用 DR 和 MM 组合来进行室内的自主导航的可行性。

1.2.4 组合导航

表 1-3 综合列举了以上各小节中提到的无线定位、DR 以及数据库匹配各自的局限性。考虑到各种导航技术均有各自的优缺点及最适合的使用场景，难以使用某一种技术提供一种可靠且低成本的导航方案。因此，一种常用手段是使用多种导航手段进行组合导航。

“多传感器组合是使用一种可靠的估计方法，将多种有互补特性的传感器数据组合，以获得优于各传感器的系统性能的过程” [103]。近年来，来自国内外不同机构的研究者们提出了不同的组合导航平台 [15, 52, 66, 83, 96, 104-107]。从理论方法的角度，一种公认的对组合导航的理解是使用惯性传感器信息来构造系统方程并对导航状态进行预测；同时，使用其它方式的信息来作为量测，来修正和更新导航解。但是，在实际应用中大多数公司的产品还是依靠无线定位技术，如 WiFi、BLE 等，而仅有少数（表 1-1 中仅两家）公司专注于运动传感器的使用。造成这种现象的原因是在于使用低成本 MEMS 传感器提供可靠的室内行人导航结果仍是一个难点。然而，因为 MEMS 传感器的日益普及和其自主性，有必要对 MEMS 传感器的利用进行深入研究。

表 1-3. 主要导航方式的局限性

导航手段	局限性
无线定位	性能依赖于信号可用性和几何分布 [45]； 信号强度易因不通视条件 [10]、多径效应 [11]，甚至人体的存在 [12]等因素出现波动； 无线信号数据库的时变性 [28, 48, 49]。
DR	显著的传感器误差，尤其是温漂和逐次上电不重复性 [13]； 行人动态的多样性和不可预测性 [15]； 频繁和严重的室内磁场干扰 [14]。
数据库匹配	性能依赖于实际导航条件（即仅在部分场景有贡献）。

学者们提出了多种提高基于移动智能终端中 MEMS 传感器的导航性能的方案，例如文献 [59] 利用陀螺提供的航向变化来探测和排除严重的磁场干扰；文献 [60] 利用磁强计信息探测环境磁场准静态时段，并利用这些时段内的磁强计信息提供相对航向变化以标定陀螺。为了提供长期可靠的导航结果，最常用的手段是将 DR 和 WiFi 组合。常用的组合导航估计方法包括卡尔曼滤波 [108]、粒子滤波 [109] 等。绝大多数文献将 MEMS 传感器信息和 WiFi 信息以松组合的方式进行融合，还有少数文献使用紧组合的方式对二者进行组合 [110]。相比 WiFi 和 DR 而言，MM 在室内应用较晚，且大多数工作集中在独立使用 MM [111] 或将其和 DR 组合 [93]。除了 DR 和 MM 组合之外，也有研究将 WiFi 和 MM 组合用于室内定位 [112, 113]。前者使用一种从区域（由 WiFi 确定）到点（由 MM 确定）的方式，后者使用粒子滤波来融合磁场和 WiFi 信息。此外，文献比较了 [99] 提出了磁场强度作为虚拟 WiFi AP 的方式并将其和从区域到点的方式进行了对比。

关于 DR, WiFi 以及 MM 三者的组合, 相关的文献则较少。文献[114] 和[115]代表了这方面的最新进展。其中前者使用卡尔曼滤波对三者进行组合, 而后者则利用了 SLAM 算法。同时, 有学者发现 MM 结果波较小, 但是有更高的误匹配的风险[111]; 相反, WiFi 结果误匹配率低, 但是存在明显的波动[99]。这一现象为使用 WiFi 进行粗定位, 然后用 MM 进行精定位提供了可能。因此, WiFi 和 MM 也具备一定的互补性。基于这种互补性, 可以提出一种改进的数据融合结构, 即先用 WiFi 定位结果来限定 MM 搜索范围, 然后在搜索范围内进行 MM, 从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量。之后, WiFi 和 MM 结果均可用作位置更新来修正 DR 结果。实验结果表明基于这种 WiFi 辅助的 MM 可显著降低 MM 误差水平, 但是仍存在少量误匹配现象, 其主要原因是 WiFi 定位结果存在较大波动性。因此, 本文提出了另一种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航结构。该结构能更有效地剔除 MM 误匹配, 在 WiFi AP 稀疏或者分布弱的环境效果尤为明显。

1.3 研究目标

本研究的目标是实现基于消费级智能设备（如智能手机）的可靠的室内外行人导航算法。对于大众市场 LBS 应用而言, 用户体验和可靠性甚至比精度更重要。因此, 导航结果除了精度应满足要求外, 还应该是连续、平滑的。如前文所述, 只要位置误差 RMS 达到 3-5 米, 则在精度上就已经可以满足大多数大众应用的要求, 因为该精度已经处于用户感知范围之内。所以, 相比精度, 本研究更注重结果的可靠性。总体而言, 本文的研究成果是一套基于多传感器信息的室内外行人导航算法, 该算法应能够达到如下要求:

- 设备: 仅使用消费级智能设备内置传感器和公共场合现有 WiFi 布设。
- 可用性: 能提供室内外无缝导航定位结果 (因为基于 GNSS 和 INS 的室外定位算法已较为成熟, 本文专注于室内);
- 可靠性: 导航解连续、平滑, 且没有“跳点”;
- 精度: 定位误差 RMS 达到 3-5 米;
- 可扩展性: 便于将其它定位手段与现有算法进行融合;
- 实时性: 所有算法可在移动设备上实时运行, 没有用户可感知的时延。

1.4 创新点

与现有多种传感器组合导航算法相比, 本研究的主要创新点为:

- 1) 本文提出了一种对消费电子产品中 MEMS 陀螺的自主标定算法。该算法不需要任何外部设备，且可在没有任何用户干预时自动完成。本算法综合利用了多层次约束信息（包括伪观测、加速度计和磁强计观测及其叉乘向量、准静态姿态更新等），因此在各种典型行人动态下均能正常工作，且能在磁场干扰频繁的室内环境中正常工作，提供可靠的标定结果，从根本上改善了 MEMS 惯性传感器的测姿和定位精度，为后续组合导航打下坚实的基础。
- 2) 本文研究了基于航迹推算（DR）和磁场匹配（MM）的室内行人导航算法。发现提高 DR/MM 性能的关键在于剔除 MM 误匹配或者降低其对组合导航影响，本文有针对性地提出和测试了两种误匹配探测机制，包括基于阈值的机制和基于自适应卡尔曼滤波（AKF）的机制。因为室内行人应用环境的复杂性和不可预测性，WiFi、低功耗蓝牙（BLE）等外部定位方式易受到热点（AP）分布、信号强度波动、数据库时变性等因素的影响。该 DR/MM 算法可在外部定位技术短期不可用或不可靠时提供连续的导航结果。
- 3) 本文通过引入 DR 提供的短期历史轨迹信息以及数据库内 RP 间几何关系，提出了一种用于无线信号（如 WiFi）指纹识别的轮廓匹配算法。该算法将 WiFi 指纹维度从单点扩展到多点，从而大大增加指纹信息的丰富性。为解决行人导航中短期历史轨迹长度测量不准确的问题，本章将多维动态时间规整（MD-DTW）算法引入到 WiFi 定位中。轮廓匹配的方法能有效消除单点匹配结果中的一些误匹配，且能在用户开启导航时，提供更可靠的初始位置。不论是 WiFi 独立定位，还是 DR/WiFi 组合，使用轮廓匹配都能得到比传统的单点匹配更可靠的结果。此外，即便在 WiFi 轮廓匹配算法里已经利用了 DR 信息的情况下，使用 DR 和 WiFi 轮廓匹配定位结果进行组合，仍能进一步提高定位结果。
- 4) 本文针对 WiFi 和 MM 的互补特性（WiFi 误匹配率较低但结果波动较大，而 MM 正好相反），提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量。因为基于 WiFi 匹配的 MM 算法仅靠加速度计提供的脚步信息即可完成，不一定需要完整的 DR 解（若使用 DR 可提供更多信息，如相对航向变化），因此该 WiFi/MM 算法格外适用于针对没有内置陀螺的中低端消费电子产品的定位。此外，本方法不仅适用于 WiFi，也可用于其它无线定位技术（如 BLE）。进一步，当 DR 可用时使用 DR/WiFi 辅助的

MM 算法，相比 WiFi 辅助的 MM 算法可剔除更多 MM 误匹配。DR/WiFi 辅助的 MM 结果可作为定位卡尔曼滤波中可靠的位置更新。

- 5) 本文提出了两种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构，并做了对比分析。其中结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来辅助 MM。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本文针对两种结构均设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多了至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。再者，通过 DR、WiFi 和 MM 三者组合，能有效降低应用环境（如 WiFi 和 MM 信号分布）以及设备动态对导航性能的影响。

通过综合吸收 DR、WiFi 以及 MM 的优势，本文算法有以下特点：

- 1) 本算法可以在不需要任何外部设备和用户干预的情况下，显著降低消费级 MEMS 陀螺的零偏（典型值为几 deg/s），从而显著提高定姿和 DR 位置推算结果；
- 2) 本算法可以在 WiFi、BLE 等外部定位技术不可用时，提供连续和较为可靠的室内导航结果；外部定位技术可用时，可利用其信息进一步提高结果的精度和可靠性；
- 3) 本算法可以降低应用环境对导航定位的影响。例如，该算法可在 WiFi 信号分布弱的室内环境正常工作；也可在存在频繁磁场干扰或磁场特征不明显的环境工作；
- 4) 本算法可以降低设备运动模式对导航定位的影响。具体来讲，该算法可在多种运动模式下（如端平、打电话、随手摆动、裤兜模式）使用。

因为上述优势，本文研究有以下潜在应用：

- 基于移动智能终端的移动 LBS 应用；
- 为室内测图提供定位信息；
- 基于用户日常轨迹的室内 WiFi/磁场数据库众包测绘；
- 增强基于手机的 GNSS 定位（如精客单点定位（PPP））；
- 与其它定位技术（如 BLE，智能 LED 灯，地图匹配等）组合。

1.5 论文结构

本论文章节的安排如下：

第二章介绍多传感器组合导航的基础知识，包括 WiFi 定位、DR、MM 相关基础，以及数据融合技术。

第三章致力于提高基于 MEMS 传感器的 DR，着重回答如下问题：

- 如何在没有任何外部设备和用户干预的情况下，实时估计和补偿 MEMS 陀螺误差，从而提高在各种行人运动模式下的定姿和 DR 性能？

第四章进一步提供基于 DR 和 MM 的自主行人导航算法，重点回答如下问题：

- 如何在没有 WiFi 信号或者 WiFi 信号几何分布弱的环境提供连续可靠的导航定位结果？

第五章则更进一步，在 DR/WiFi/MM 组合的层面，回答了如下问题：

- 怎样在 WiFi 信息可用的情况下，与来自其它传感器信息进行融合，以达到更好的导航效果？

第六章给出了结论和对未来工作的建议。

图 1-2 展示了论文的结构和主要内容。

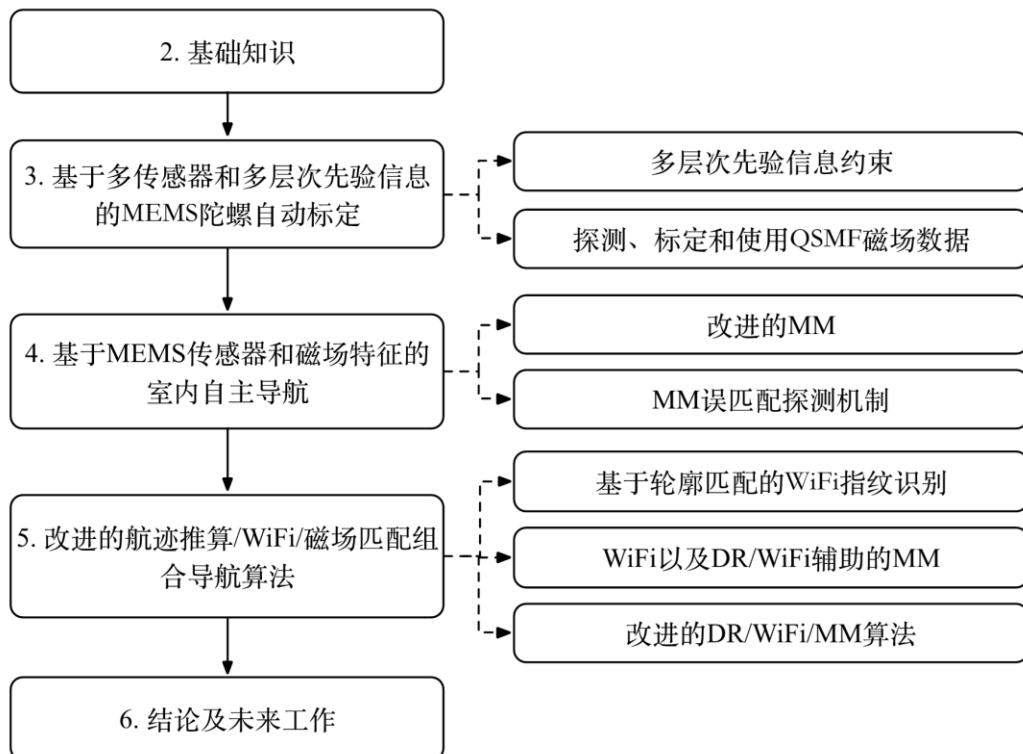


图 1-2. 论文结构和主要内容

2 导航基础知识

本章介绍了 DR/WiFi/MM 组合导航相关基础知识。其中第 2.1 节描述了导航过程中涉及到的坐标系，第 2.2 至 2.4 节依次介绍了 WiFi 指纹识别、基于传感器的 DR 以及 MM。最后，第 2.5 节介绍了卡尔曼滤波算法。

2.1 坐标系统

导航中最常用的坐标系包括惯性坐标系、地球坐标系（即地心地固坐标系）、导航坐标系（或本地水平坐标系）、载体坐标系、传感器坐标系等。在行人导航应用中，载体为人体，而传感器坐标系由消费电子产品中内置传感器的轴线确定。

惯性坐标系（*i* 系）是一种理想的坐标系，该坐标系相对于惯性空间静止或作匀速直线运动，不存在旋转或加速度。因为现实中不存在该理想坐标系，一种常用的 *i* 系定义是其原点位于地球质心，Z 轴和地球旋转轴平行，X 轴朝向平均春分点，Y 轴根据 X、Z 轴由右手定则确定。*i* 系的轴线相对遥远星系没有旋转。

地球坐标系（*e* 系）是 GNSS 及 INS 定位常用的坐标系。一种常用的定义是 1984 世界大地坐标系（WGS-84），其原点位于地球质心，Z 轴指向国际时间局 1984.0 定义的协议地级方向，X 轴指向国际时间局 1984.0 的协议子午面和协议地级赤道的交点，Y 轴根据 X、Z 轴由右手定则确定。

导航坐标系（*n* 系）是一个本地坐标系，又称为本地水平坐标系。本文使用北向-东向-地向作为 *n* 系，具体来讲，该 *n* 系原点与传感器测量中心重合，X 轴朝向当地地理北向，Z 轴与地球参考椭球面正交且朝向地心，Y 轴根据 X、Z 轴由右手定则确定。

载体坐标系（*v* 系）与导航载体固连，其原点与传感器测量中心重合，X 轴朝向载体正面前方，Y 轴朝向载体侧面右方，而 Z 轴朝向载体正下方。对载体运动学模型（如 NHC）的使用多在 *v* 系下进行。

在传感器和 IMU 框架之间不存在明显安装角误差的情况下，可认为 IMU 坐标系（*b* 系）与传感器坐标系重合。此时，*b* 系原点与传感器测量中心重合，轴线与惯性传感器三轴方向重合。*b* 系在捷联 INS 中广泛使用。

图 2-1 展示了 *e* 系、*n* 系、*v* 系和 *b* 系。其中 X、Y 和 Z 表示轴线，其上标代表相应的坐标系， φ 和 λ 为设备所处位置的纬度和经度。

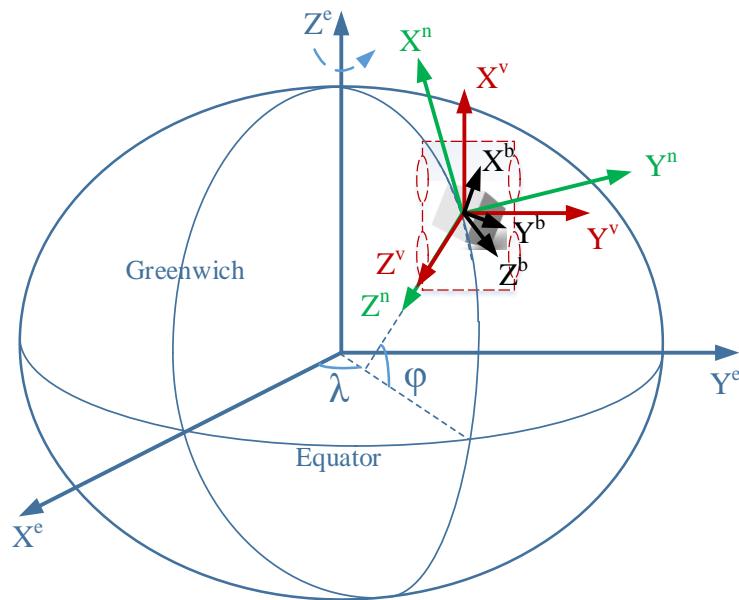


图 2-1. 常用导航坐标系统

2.2 WiFi 指纹识别

如第一章所述，常用的 WiFi 定位方法包括指纹识别、三角定位以及二者的组合，且指纹识别和三角定位各有优劣。本文选用指纹识别，因为其可以在 AP 位置和信号传播模型未知的情况下提供导航结果。指纹识别包含两个步骤：数据库构建阶段和定位阶段。对于指纹识别而言，数据库构建的目的是生成或更新信号指纹数据库，而定位阶段则使用各时刻测量信息结合数据库来实现定位。图 2-2 展示了整个 WiFi 定位过程的示意图。蓝色和红色方框分别指示了数据库构建和定位阶段。

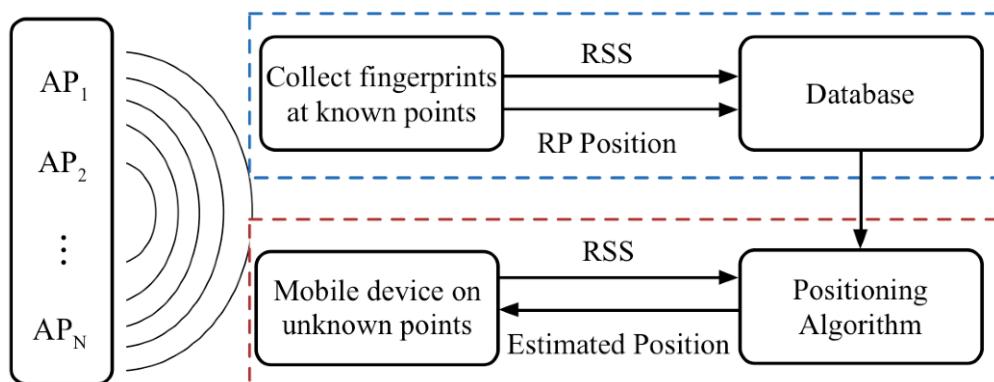


图 2-2. WiFi 指纹识别示意图

数据库构建的过程即将一系列 RP 的坐标与这些 RP 上的信号指纹（即接收到的 AP 及各 AP 的信号强度）组合，构成信号指纹数据库。第 i 个 RP (RP_i) 对应的信号指纹为

$$\mathbf{FW}_i = \{\mathbf{pos}_i, (mac_{i,1}, RSS_{i,1}), (mac_{i,2}, RSS_{i,2}), \dots, (mac_{i,m_i}, RSS_{i,m_i})\} \quad (2-1)$$

其中 \mathbf{pos}_i 为 RP_i 的坐标， $mac_{i,j}$ 和 $RSS_{i,j}$ 分别为 RP_i 处接收到的第 j 个 AP 的网卡物理地址 (MAC 地址) 和信号强度， m_i 为 RP_i 处可用的 AP 数目。

定位阶段是在数据库中寻找与待测点信号指纹最接近的点作为定位结果。指纹识别本质上是一种匹配定位，其前提假设是信号指纹特征在时间上稳定（即不随时间变化），而在空间上存在差异（即不同位置的信号指纹不同）。两个指纹差异的大小可以通过特定准则计算，例如二维欧氏距离

$$d_i = |S - M_i| \quad (2-2)$$

其中 S 和 M_i 分别当前时刻测量的 WiFi 信号指纹和数据库中第 i 个 RP 上的 WiFi 信号指纹， d_i 为 S 和 M_i 之间的二维欧氏距离。

为了提高 WiFi 定位的稳定性，一种常用的方法是 K 最邻近点 (KNN) 法 [116]。该方法通过找出与待测点信号指纹最接近的 K 个 RP，然后对这 K 个被选 RP 的坐标加权平均，作为待测点的坐标估计

$$\hat{\mathbf{r}} = \sum_{i=1}^k \left(\frac{c_i}{C} \mathbf{r}_i \right) \quad (2-3)$$

其中 $c_i = 1/d_i$ ， $C = \sum_{i=1}^k c_i$ ， \mathbf{r}_i 为第 i 个被选 RP 的位置， $\hat{\mathbf{r}}$ 为待测点坐标估计值。

指纹识别不但可以获取位置，还可以提供粗略的航向角估计 [27, 28]。其基本原理是人体会影响 WiFi 信号传播，从而使得当设备在同一点上朝向不同方向时，测量的信号指纹不同。研究 [117] 尝试使用朝向四个方向采集的信号强度生成的数据库提供更精确的定位结果。其研究表明该方法可在当用户直线运动时提供更精确的定位结果，但同时也存在降低定位精度的风险。

2.3 航迹推算

基于传感器的 DR 算法主要有两种：INS 机械编排和 PDR。INS 可以提供 3 维导航结果，而 PDR 为二维导航手段。前者被广泛使用在基于惯性传感器的车载、机载和船载导航应用中，而后者是行人导航的常用方法。以下将分别介绍这两种方法。

2.3.1 INS 机械编排

INS 通常由 IMU 和导航数据处理单元组成，其中 IMU 通常包含三轴陀螺和三轴加速度计。陀螺和加速度计分别测量角速度和比力（加速度减去重力），或者角度增量和速度增量。导航数据处理单元则利用 INS 机械编排，使用陀螺和加速度计测量值，结合 IMU 初始导航状态（姿态、速度和位置），不断预测 IMU 导航状态。

具体来讲，INS 机械编排首先使用陀螺测量的角速度向量进行姿态更新，然后，利用姿态信息将加速度计测量的比力向量从 b 系转换到 n 系。之后，在 n 系内将重力向量加入比力构成加速度向量，再对加速度进行积分并结合上一时刻速度求得当前时刻的速度；之后对速度进行积分并结合上一时刻位置求得当前时刻的位置。具体的 INS 机械编排算法可参考文献 [118]。连续状态的 INS 机械编排算法在 n 系的表示为

$$\begin{bmatrix} \dot{\mathbf{r}}^n \\ \dot{\mathbf{v}}^n \\ \dot{\mathbf{C}}_b^n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{D}^{-1}\mathbf{v}^n \\ \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}^n + \mathbf{g}^n \\ \mathbf{C}_b^n (\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \times) - (\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times) \mathbf{C}_b^n \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

其中

$$\mathbf{D} = diag([R_m + h \quad (R_n + h) \cos \varphi \quad -1]) \quad (2-5)$$

其中 $\mathbf{r}^n = [\varphi \quad \lambda \quad h]^T$ 和 $\mathbf{v}^n = [v_N \quad v_E \quad v_D]^T$ 分别为位置（纬度、经度和高程）和速度（北向、东向和地向速度）向量， \mathbf{C}_b^n 为 b 系到 n 系的方向余弦矩阵， \mathbf{f}^b 和 $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 分别为比力和角速度向量， $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 分别为地球自转角速度和由于载体在地球曲面上运动造成的角速度， \mathbf{g}^n 为本地重力向量， R_M 和 R_N 分别为地球子午圈曲率半径和卯酉圈曲率半径， h 为高程。符号“ $(\mathbf{s} \times)$ ”表示由向量“ \mathbf{s} ”构成的反对称矩阵，符号“ $diag(\mathbf{s})$ ”表示由向量“ \mathbf{s} ”构成的对角阵，符号“ \times ”表示两个向量的叉乘。

图 2-3 展示了 INS 机械编排的流程图，其中符号“ $\boldsymbol{\omega}_{\alpha\beta}^\chi$ ”表示“ β ”系相对“ α ”系的旋转角速度在“ χ ”系的投影。

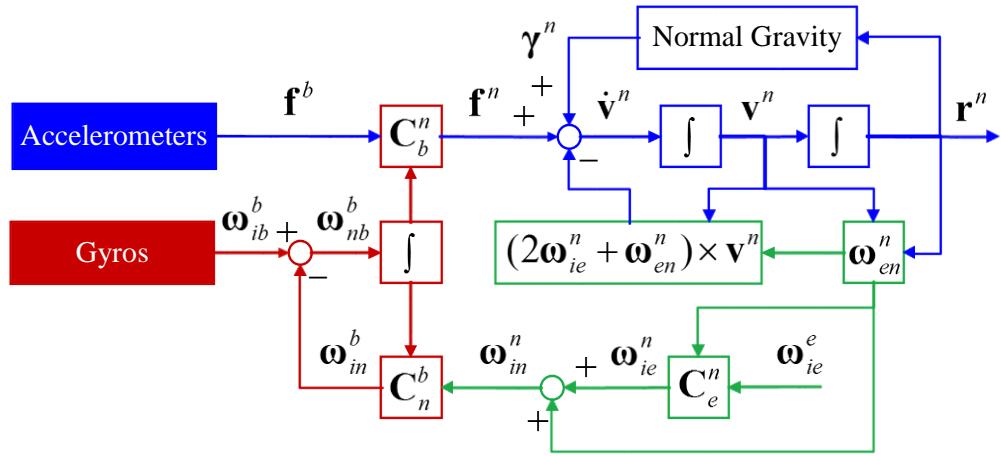


图 2-3. INS 机械编排流程图 [119]

2.3.2 行人航迹推算

PDR 算法是一种相对定位方式，通过上一步的位置 (φ_k, λ_k) ，结合传感器测量或计算出的航向和步长信息，来推算下一步的位置 $(\varphi_{k+1}, \lambda_{k+1})$ 。具体的计算公式为：

$$\begin{bmatrix} \varphi_{k+1} \\ \lambda_{k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_k + s_k \cos \psi_{k-1} / (R_M + h) \\ \lambda_k + s_k \sin \psi_{k-1} / [(R_N + h) \cos \varphi_k] \end{bmatrix} \quad (2-6)$$

其中 ψ 和 s 分别为航向和步长，下标 k 和 $k+1$ 为脚步编号。

PDR 算法主要由三部分构成：脚步探测、步长估计以及航向估计。图 2-4 为 PDR 流程示意图。

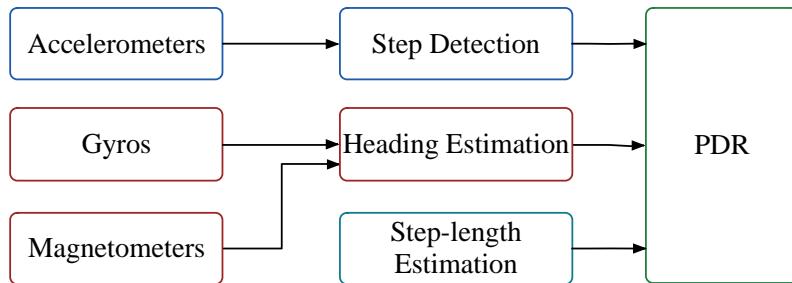


图 2-4. PDR 流程示意图

行人脚步探测可通过分析加速度计和陀螺信号完成。文献 [120] 介绍了多种脚步探测方法，如峰值探测、过零检测、频谱分析等。文献 [121, 122] 则研究了设备安放在身体不同部位时的脚步探测。

步长估计的方法也有多种，例如当设备固定在人体（如绑在脚上、放在腰包）时，可使用 INS 机械编排结合 ZUPT 以及 ZARU 来估计步长 [121, 123]；当设备没有与人体固连时，一种常用的步长估计方法是在外部定位手段（如 GNSS）或测距手段可用的环境中对步长模型进行训练。文献 [124] 提出了一种考虑脚步频率和加速度计信号方差的步长模型：

$$SL_k = \alpha \cdot f_k + \beta \cdot v_k + \gamma \quad (2-7)$$

其中

$$f_k = 1 / (t_k - t_{k-1}) \text{ and } v_k = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(a_t - \bar{a}_k)^2}{N} \quad (2-8)$$

其中 f_k 和 v_k 分别为脚步频率和加速度方差， a 为加速度， \bar{a}_k 和 N 分别为时段 $[t_{k-1}, t_k]$ 内的加速度均值和采样数， α 、 β 和 γ 为常数。对步长模型的训练需要大量的数据和精确的外部距离量测；此外，实际应用中，步长模型可能因为用户行为习惯、设备运动模式和应用环境的不同而不同。因此，实时、精确地估计步长仍是一个难题。

2.3.3 磁强计航向

如图 2-5 所示，地球可以被大致当做一个双极磁体，其中地磁北极和地磁南极分别为磁体的两级 [125]。尽管地磁场偶尔会有一些波动，但大体上保持稳定 [126]。地球表面任意一点的地磁场参数（如磁场强度、磁偏角、磁倾角）可以使用 IGRF 模型计算得到 [58]。

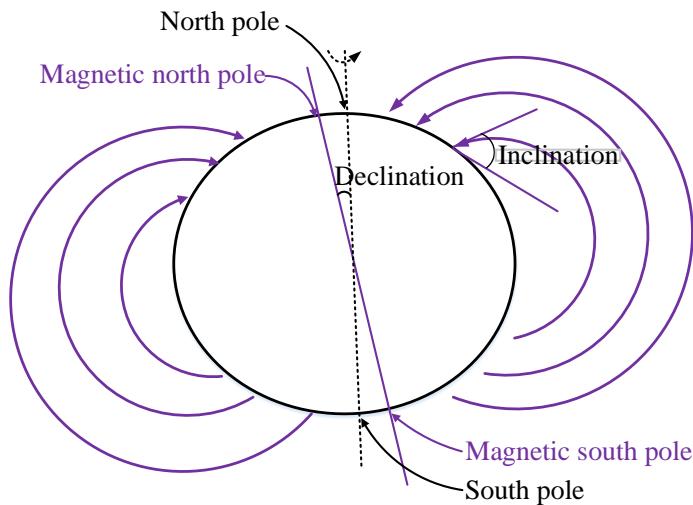


图 2-5: 地磁场示意图（基于 [127] 修改）

使用磁强计量测可通过如下三步计算设备的绝对航向 [128]: a) 使用加速度计量测所计算的水平姿态角(俯仰、横滚角)将磁强计量测调水平; b) 使用水平磁强计信息分量计算磁北航向; c) 利用磁北航向结合磁偏角计算真北航向。

使用加速度计量测将磁强计量测调水平的过程仅需要水平姿态角, 而不需要航向角。仅需调平(不需调整航向)时, b 系到 n 系的方向余弦矩阵可表示为 [119]:

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ 0 & \sin\phi & \cos\phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\phi\sin\theta & \cos\phi\sin\theta \\ 0 & \cos\phi & -\sin\phi \\ -\sin\theta & \sin\phi\cos\theta & \cos\phi\cos\theta \end{bmatrix} \quad (2-9)$$

其中 ϕ 和 θ 分别为俯仰和横滚角。因此, 调平后的磁强计量测在两个水平方向的分量 X_H 和 Y_H 分别可表示为:

$$\begin{aligned} X_H &= m_x \cos\theta + m_y \sin\phi\sin\theta + m_z \cos\phi\sin\theta \\ Y_H &= m_y \cos\phi - m_z \sin\phi \end{aligned} \quad (2-10)$$

其中 m_x 、 m_y 和 m_z 为三轴磁强计的输出。真北航向 $Azimuth_tru$ 可通过磁北航向 $Azimuth_mag$ 加上磁偏角 \varnothing 计算得到, 计算公式为:

$$\begin{aligned} Azimuth_true &= Azimuth_mag + \varnothing \\ &= \arctan(Y_H / X_H) + \varnothing \end{aligned} \quad (2-11)$$

使用磁强计寻北的前提假设是环境磁场只包含地磁场。然而, 因为人工设施的存在, 室内环境磁场极易受到干扰而偏离地磁场, 从而使得磁偏角变得未知。在这种环境下, 尽管磁强计可以提供精确的相对环境磁场的航向, 也无法计算准确的真北航向。

文献 [59] 给出了一种利用陀螺输出探测磁场干扰的方法。当由磁强计测量的航向推算出的垂向角速度与由陀螺输出确定的垂向角速度的差异大于阈值时, 即认为磁场受到了干扰而变得不可靠。相应的公式为

$$|\omega_G - \omega_M| > T \quad (2-12)$$

其中 ω_G 为陀螺提供的垂向角速度, $\omega_M = (\alpha_{t_{k+1}} - \alpha_{t_k}) / (t_{k+1} - t_k)$ 为磁强计提供的垂向角速度, α_{t_k} 和 $\alpha_{t_{k+1}}$ 分别为 t_k 和 t_{k+1} 时刻磁强计提供的航向角, T 为阈值。该方法可有效探测磁场的突变或者高频的磁场干扰, 但对于室内磁干扰最典型的一种情况, 即磁场在一片区域内受到了干扰而偏离地磁场, 但在该区域内磁场保持稳定的情况下, 则无法判断。第 3.3.3 节给出了在这种情况下使用磁强计信息的一种可靠方案。

2.4 磁场匹配

已有研究表明某些动物（如鸽子和海龟）可以通过感应地磁场来完成长途的迁徙和归巢 [129]。通过感应地磁场，这些动物可以感知方向角、高程、位置等信息 [130]。文献 [131] 表明归巢的鸽子的飞行轨迹和地磁场梯度有关。而人类在几个世纪以前也开始利用地磁场。我国在公元前 300 到 200 年就已经制造出了指南针 [125]，从而掀开了人类对地磁场利用的篇章。指南针是利用磁石的指极性而制成的磁学定位装置，直到现在还广泛用于航海、大地测量、旅行及军事等方面。

小节 2.3.3 已经介绍了利用磁强计寻北的基本原理，因此，本小节仅介绍对地磁场的另一种使用方式——MM。常用的 MM 算法包括 TERCOM [100]、ICCP [101] 等。尽管这些方法最初分别被用于地形匹配导航和重力匹配导航，它们也可用于 MM。下面分别介绍这两种方法。

TERCOM 方法早在 20 世纪 50 年代就已被提出，一篇经典的文献是 [100]。该方法的基本思想是相关分析，具体手段是将 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 [132]：

$$COR(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} T_{ACQ}(x, y) * T_{ST}(x + \tau_x, y + \tau_y) dx \quad (2-13)$$

$$MAD(\tau_x, \tau_y) = \frac{1}{L} \int_{-L/2}^{L/2} |T_{ACQ}(x, y) - T_{ST}(x + \tau_x, y + \tau_y)| dx \quad (2-14)$$

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

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 [133] 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 [134] 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适应能力。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 \mathbf{X} ，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 \mathbf{Y} 。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 \mathbf{X} 在该变换下的结果 $\mathbf{T}\mathbf{x}$ 与集合 \mathbf{Y} 中对应等值线的距离最小。此时， $\mathbf{T}\mathbf{x}$ 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 [132]。

2.5 卡尔曼滤波

因为本文的目的是将来自多种传感器的数据进行组合，以获得优于各传感器的系统性能，所以需要一种可靠的估计方法，通过输入包含噪声的多传感器数据，对系统状态进行最优估计。自从 R.E. Kalman 博士在 1960 年发表卡尔曼滤波以来 [135]，该方法已成为工程中最广为使用的最优估计方法。卡尔曼滤波的使用有一些前提假设 [136]。第一个假设是状态向量 \mathbf{x} 是一个可以用离散时间系统模型(2-16)描述的随机过程，而量测信息也可以用离散时间模型(2-17)表示。

$$\mathbf{x}_k = \Phi_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2-16)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{n}_k \quad (2-17)$$

其中 \mathbf{x}_{k-1} 和 \mathbf{x}_k 分别为第 $k-1$ 和 k 历元的状态向量， $\Phi_{k/k-1}$ 为 $k-1$ 历元到 k 历元的状态转移矩阵， \mathbf{z}_k 为 k 历元的量测向量， \mathbf{w}_{k-1} 和 \mathbf{n}_k 分别为系统和量测噪声。

此外，卡尔曼滤波假设系统和量测噪声均为白噪声且互不相关；同时，系统和量测噪声均与状态向量不相关：

$$\mathbf{E}\{\mathbf{w}_l\} = \mathbf{0}, \quad \mathbf{E}\{\mathbf{w}_l \mathbf{w}_p\} = \begin{cases} \mathbf{Q}_l & l = p \\ \mathbf{0} & l \neq p \end{cases} \quad (2-18)$$

$$\mathbf{E}\{\mathbf{n}_l\} = \mathbf{0}, \quad \mathbf{E}\{\mathbf{n}_l \mathbf{n}_p\} = \begin{cases} \mathbf{R}_l & l = p \\ \mathbf{0} & l \neq p \end{cases} \quad (2-19)$$

$$\mathbf{E}\{\mathbf{w}_l \mathbf{n}_p\} = \mathbf{0} \quad \text{for all } l \text{ and } p \quad (2-20)$$

其中 \mathbf{Q} 和 \mathbf{R} 分别为系统噪声和量测噪声矩阵。最后一个假设是状态向量 \mathbf{x} 的先验无偏估计 $\mathbf{x}(t_0)$ 和相应的协方差矩阵 \mathbf{P}_0 均存在，即

$$\mathbf{E}\{\hat{\mathbf{x}}_0\} = \mathbf{x}(t_0), \quad \mathbf{E}\{\hat{\mathbf{x}}_0 \hat{\mathbf{x}}_0^T\} = \mathbf{P}_0 \quad (2-21)$$

卡尔曼滤波以一种“预测 — 更新”的模式，实时提供状态量的估计值及其协方差。具体而言，其该算法可以大致分为两块：预测和更新。在预测阶段，卡尔曼滤波根据系统方程，不断推算状态向量及其不确定度随时间的推移。当某一历元获取到观测信息（包含一定的确定性误差和随机误差）后，卡尔曼滤波将这些观测信息和最新的状态向量预测值加权平均，得到状态向量的估计值。卡尔曼滤波流程图和相应的公式见图 2-6。

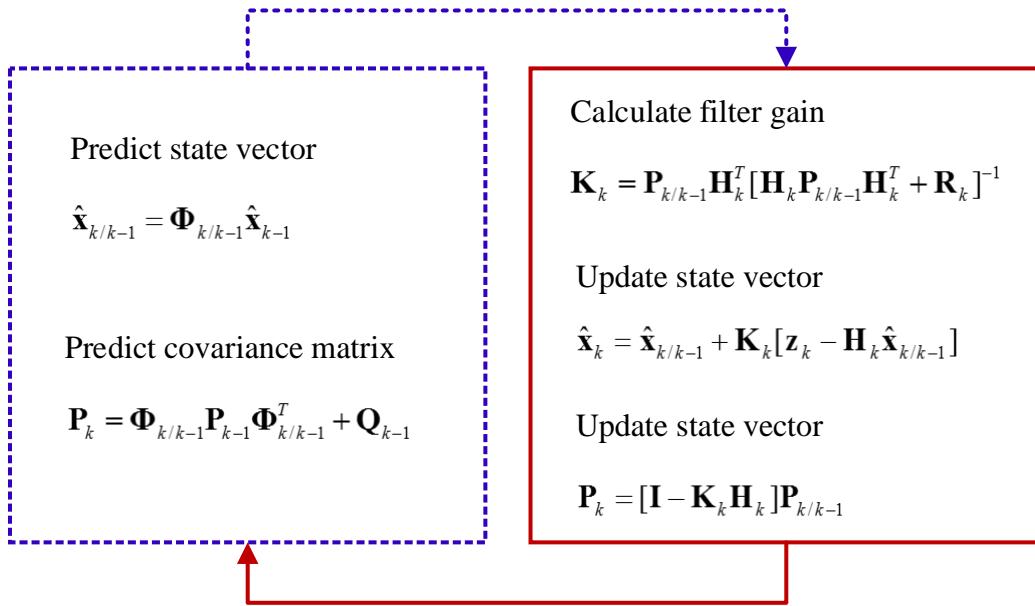


图 2-6. 卡尔曼滤波流程图

其中 $\hat{x}_{k/k-1}$ 和 $P_{k/k-1}$ 分别为第 k 历元的先验状态估计和协方差矩阵， \hat{x}_{k-1} 和 \hat{x}_k 分别为第 $k-1$ 和 k 历元的后验状态向量估计， K_k 为滤波增益矩阵， I 为单位矩阵。

因为导航状态方程为非线性形式，最简单易行和常用的卡尔曼滤波方法是扩展卡尔曼滤波（EKF）[137]。EKF 对非线性函数的 Taylor 展开式进行一阶线性化阶段，忽略其高阶项，从而将非线性问题转化为线性。在满足线性系统、高斯白噪声、所有随机变量服从高斯分布这三个假设条件时，EKF 是最小方差准则下的次优滤波器，其性能依赖于局部非线性度。

对于存在严重非线性或者非高斯噪声的系统，可以使用非线性卡尔曼滤波，从而避免线性化过程和相应的误差。最常用的非线性卡尔曼滤波方法包括无迹卡尔曼滤波（UKF）和粒子滤波（PF）[138-142]。UKF 使用无迹变换来处理均值和协方差的非线性传递，取

代 EKF 中将非线性函数线性化的做法。其基本做法是对非线性函数的概率密度分布进行近似，用一系列确定样本来逼近状态的后验概率密度 [140-142]。因为 UKF 仍使用卡尔曼滤波框架，所以仍假设所有随机变量服从高斯分布。对于强烈非线性非高斯的系统，可选用 PF 进行状态估计。PF 基于蒙特卡洛方法，用粒子集来表示概率，其核心思想是通过从后验概率中抽取的随机状态粒子来表达其分布，是一种顺序重要性采样法。简单来说，PF 法是指通过寻找一组在状态空间传播的随机粒子对概率密度函数进行近似，以粒子均值代替积分运算，从而获得状态最小方差分布的过程。当粒子数量趋于无穷大时可以逼近任何形式的概率密度分布。使用 PF 的难点在于其计算量和粒子退化问题 [138]。因为实际导航问题只有部分非线性，还有一种方案是将滤波问题分为线性和非线性两部分，并使用非线性估计方法处理非线性的部分 [143, 144]。

3 基于多传感器和多层次先验信息的 MEMS 陀螺自动标定

3.1 引言

如第一、二章所述，无线定位手段可以提供长期精确的绝对定位，但是依赖设备的布设和维护。尽管 WiFi 定位可以依靠公共场合现有 AP，但其性能仍受到 AP 分布、信号强度波动、数据库时变性等因素的影响。因为室内环境的复杂性和不可预测性，所以需要一种稳定可靠的自主导航方式。这种自主导航方式可以带来如下好处：(a) 可在外部定位技术（如 GNSS、WiFi、BLE）短期不可用时提供连续的导航结果；(b) 可在外部定位技术可用时与其组合提供更平滑和可靠的导航结果；(c) 可以利用众包的方式，利用大众用户日常导航轨迹对公共区域导航数据库（如 WiFi 和磁场数据库）进行建立和更新。

INS 是最典型的自主导航方式。现有 INS 算法足以满足中高精度导航（如航天器和军事应用）的需求 [145]。因此，真正制约 INS，至少是中低端 INS 导航性能的一个主要因素是传感器精度。尤其是对消费电子产品内置低成本 MEMS 传感器而言，其传感器精度较传统传感器低数个量级。表 3-1 对比了用于智能手机的典型 MEMS IMU [146] 和用于移动测绘的高端战术级 IMU [147] 的主要指标。

表 3-1. 典型消费级 MEMS IMU 和战术级 IMU 性能对比

参数	MPU-6500 [146]	FSAS-IMU [147]
级别	低成本 MEMS	高端战术级
陀螺零偏	25 °C 时初始零偏: 18000 deg/h 温漂: 864 deg/h/ °C (-40 到+85 °C)	0.75 deg/h —
角度随机游走	0.6 deg/sqrt(h)	0.1 deg/sqrt(h)
加速度计零偏	25 °C 时初始零偏: 60 mg 温漂: 0.64 mg/ °C (-40 到+85 °C)	1 mg —
速度随机游走	0.18 m/s/sqrt(h)	—

尽管实验室标定可以有效去除大部分确定性传感器误差 [148]，MEMS 器件的温度敏感性和逐次上电不重复性会大幅减弱对其进行中高精度实验室标定的意义：MEMS 传感器误差会随着重新上电以及实际环境温度和标定温度的不同而发生变化。此外，很多时候期望通过对 MEMS 器件进行温漂建模和补偿来大幅提高其性能也不太现实。其一，温度标定成本往往远高于低成本 MEMS 器件本身，无法接受；其二，MEMS 器件的温漂和温度点不一定是一一对应的关系 [55]。具体来讲，在某个温度点的温漂不仅取决于该温度点，

还取决于其它因素，如温度变化历史。由于 DR 算法（INS 或 PDR）中的积分环节，残留的传感器误差（尤其是陀螺误差）将不断积累，从而导致迅速增大的姿态和位置误差。

因此，需要一种能够在线标定和补偿陀螺误差的算法。该标定算法需要能够在后台自动进行，即不依赖于用户的干预，且不依赖外部设备或工具。这是因为电子产品用户需要能够在不做任何干预的情况下，享受到由陀螺标定带来的更高精度的定姿和定位结果。但是，要达到这样的效果非常困难。因为绝大多数的陀螺标定算法需要外部设备或工具来提供标定用的参考真值。而实际中，不可能要求电子产品用户使用专门的设备或工具来完成标定。传统的导航算法中常将陀螺误差作为待估参数，在定位定姿的同时对其进行估计。但是，该算法的首要目的是定位定姿，而不是标定陀螺。因此，不论是选用量测信息，还是设定参数，其原则均是保证极端情况下错误的陀螺误差估计不会对定位定姿结果造成过大破坏，而非保证陀螺误差估计的精度。所以，传统导航算法中对陀螺误差的估计效果难以得到保证：水平陀螺误差可以由加速度计量测信息进行较好的估计，但是垂向陀螺误差则难以得到估计 [149]。因此，目前最常用的标定消费产品中陀螺的方法为（a）建议用户将设备保持静止或准静态，或者根据陀螺或加速度计测量值判断设备为准静态，然后对静态或准静态下陀螺的输出值求平均来计算陀螺零偏；或者（b）利用设备为准静态的加速度计输出，结合陀螺姿态算法，来估计陀螺误差 [150]。方法（a）中对准静态的需求大大限制了标定算法的应用场景；而方法（b）则增加了用户操作的复杂性。因为 MEMS 传感器误差的温漂和逐次上电不重复性，虽然为了保证导航性能，可建议用户在每次导航前先将设备保持静态或准静态以标定设备，但这种对人工干预的需求可能影响用户体验。

因此，本章旨在回答如下问题：

- 如何在没有任何外部设备和用户干预的情况下，实时估计和补偿 MEMS 陀螺误差，从而提高在各种行人运动模式下的定姿和 DR 性能？

本研究将重点放在陀螺标定，而不考虑加速度计或磁强计标定，主要原因如下：（a）PDR 算法中使用陀螺推算姿态，而仅使用加速度计进行脚步探测和水平姿态角计算。因此，陀螺误差会直接导致航向误差，随之带来位置误差，而加速度计量测并不直接参与定姿和定位计算。假定标定补偿后残留陀螺零偏为典型值 1 deg/s ，该误差可带来随时间线性增加的三维姿态误差，如 30 秒后达到 30 deg ，100 秒后达到 100 deg 。另一方面，假设残留加速度计零偏为典型值 20 mg ，该误差可能导致的水平姿态误差仅为 1.14 deg ，且不随时间增加。因此，在 PDR 算法中，陀螺的重要性远高于加速度计。此外，现有加速度计工艺水平高于陀螺，正因如此，才出现了使用多组加速度计取代陀螺的无陀螺导航系统

[26]。（b）对低成本磁强计的标定已经有较多研究，典型的方法如“指南针摆动（compass swinging）”[151]、椭球拟合[61, 152]、迭代[153]、实时估计[154]等。这些方法可以有效修正磁强计误差。然而，对于室内磁强计使用而言，最大的挑战不是磁强计的工艺，而是随着用户的移动，环境磁场的变化，且该变化很可能是未知的。环境磁场的变化会降低事前磁强计标定的效果。此外，大多数磁强计标定方法需要用户干预：用户需要手持设备做“8”字形运动，或者将磁强计各敏感轴分别竖直并绕各轴旋转特定角度（如360 deg）。考虑到上述因素，本文没有对磁强计标定进行研究。

本章提出了一种针对移动智能终端中 MEMS 陀螺的自动标定方法。该方法利用了来自多传感器的信息，并使用多层次先验信息约束，使用卡尔曼滤波算法实时估计陀螺零偏。具体来讲，用到的约束包括包括伪观测信息、加速度计量测信息、磁强计量测信息、加速度计与磁强计的量测信息叉乘向量、准静态姿态更新等。该算法的优势在于：

- 该算法不需要任何外部设备，且可在不需要用户干预的情况下自动完成；
- 该算法可以在多种行人动态（如手持、打电话、随时摆动、放在口袋）下正常工作；此外，该算法不存在当俯仰角接近 ± 90 deg 时的计算奇异问题；
- 该算法即便在磁场干扰的室内环境也可以正常工作。

本章的陀螺标定方法可显著提高利用 MEMS 传感器在各种行人动态下的相对姿态和位置变化的推算。因为 DR 的自主性，可靠的 DR 结果为整个组合的室内外导航系统提供了坚实的基础，也为后续组合算法的实施创造了条件。

本章剩余部分安排如下：第 3.2 节介绍了标定和相关工作；第 3.3 节给出本标定算法，包括多种先验信息的使用；第 3.4 节展示了实验和结果分析；第 3.5 节做出小结。

3.2 惯性传感器标定方法

“标定是将仪器的一系列输出和已知参考输入对比，以确定相应误差的过程”(Chatfield 1997)。常用惯性传感器标定方法可分为两类：标准方法[148, 155]和多位置（实际为姿态）法[156-160]。标准方法（如六位置法）直接对比传感器输出和相应的参考输入，来确定传感器误差。该类方法通常需要精密的标定设备（如精密转台或多面体模具），以保证各加速度计轴线能精确朝上或朝下，且 IMU 能绕各陀螺轴线精确地顺时针和逆时针旋转已知角度(Titterton and Weston 1997, El-Sheimy 2006)。在六位置法的基础上，还出现了十二位置法和二十四位置法等(Xiao et al 2008)；这些方法的本质是通过控制 IMU 遍历更多特定位置，可在标定算法中减弱或消除更多误差源的影响，提高标定精度。总而言之

之，标准方法的标定精度很大程度上取决于标定设备提供的参考输入的精度。因为专业标定设备多价格昂贵且体积庞大，标准方法一般在实验室环境中进行，且一般用于中高精度 IMU 的标定。

对于低成本 IMU 而言，往往不允许使用成本比 IMU 本身高数个量级的标定设备。为了在仅使用简单设备或不使用任何外部设备的情况下完成标定，学者们提出了多位置法。其基本思想是 IMU 静态条件下，三轴加速度计和三轴陀螺输出的模应分别等于本地重力值和地球自转角速度大小 [161]。相比标准方法而言，多位置法的优势在于不需要将 IMU 和特定方向（如北向-东向-地向）进行严格的对准，因此更加灵活。但是，用多位置法标定 MEMS 陀螺面临的一个问题是地球自转角速度信号（15 deg/h）会被 MEMS 陀螺随机误差掩盖。因此，多位置法标定 MEMS 陀螺还是需要一个单轴转台来提供较强的角速度输入 [157-160]。对转台的依赖将多位置法限制在了实验室范围内。

为了在不依赖任何外部设备的条件下估计陀螺误差参数，文献 [150] 提出了一种现场标定方法。其思路是将 IMU 在多个位置保持静态或准静态，在数据处理阶段先使用多位置法标定加速度计，然后利用相邻的两次准静态时的加速度计量测（经过误差补偿），结合这两次准静态之间运动时段内的陀螺输出，标定陀螺误差。此外，为了避免陀螺标定对静态或准静态的依赖，出现了垂直陀螺（VG）法 [162]，以及用加速度计估计水平陀螺误差的方法 [149]。这些方法能有效标定水平陀螺，但对垂向陀螺误差的效果有限。为了保证所有陀螺误差的可观测性，还是需要用户干预：用户需要旋转 IMU 以保证各陀螺轴线均有机会经历水平方向。

表 3-2. 现有标定方法和本文标定方法对比

方法（文献）	所需设备	标定精度	特点
标准方法（如六位置法）	专业标定设备	高	高精度、可靠
多位置法[156]	不需要（需要准静态）	低	标定三轴加速度计零偏和比例因子
改进的多位置法[157, 158]	单轴转台	中	标定三轴加速度计零偏、比例因子和交轴耦合
改进的多位置法[159]	单轴转台	中	估计加速度计和陀螺轴线间夹角；放宽对精密定向控制的需要
改进的多位置法[160]	单轴转台	中	利用转台旋转引入的向心加速度增强标定效果
改进的多位置法[150]	不需要（需要准静态）	低	不需要任何外部设备的情况下标定陀螺
原地标定[149]	不需要（需要原地）	低	在原地快速（30 秒之内）标定陀螺和加速度计零偏和比例因子
本文方法	不需要	低	使用多层次先验信息约束，在自然行人动态下标定陀螺

本章的标定方法通过使用多传感器信息和多种先验信息，移除了对用户干预以及准静态的依赖。表 3-2 列举了现有标定方法和本研究中标定方法。

3.3 算法描述

与前人工作相比，本文方法的优势在于移除了对外部设备和用户干预的依赖。此外，本算法可以在室内外及多种行人动态下实时使用。本章介绍了该算法的细节，并回答了两个问题：（a）该算法怎么在多种行人动态下工作？及（b）该算法怎么在磁场干扰严重的室内环境中工作？

图 3-1 展示了本标定算法流程图。本方法中用到的第一层先验信息为伪观测。伪观测利用了 IMU 两次采样的间隔内其位置和线速度变化范围有限这一现象。在这种情况下， $r = \text{常数}$ 以及 $v = 0$ 可分别作为伪位置观测和伪速度观测 [149]。实际导航过程中 IMU 的位置和速度变化在卡尔曼滤波的量测噪声阵 (R) 中体现。伪观测可在各种行人动态下使用，且不需要任何设备或者事先训练。

第二层约束来自加速度计和磁强计的量测。本研究采用紧组合方式使用加速度计和磁强计的量测信息，即直接使用加速度计和磁强计的输出构造量测向量，而非使用由加速度计量测信息求得的俯仰角、横滚角以及由加速度计和磁强计的量测信息求得的航向角；这样可保证本方法在各种行人动作下均适用且不会出现俯仰角接近 $\pm 90 \text{ deg}$ 时的计算奇异问题；同时，可将磁强计量测与加速度计信息完全独立开来，因为还可以进一步保证构造的加速度计与磁强计的量测信息叉乘向量[163]的可用性。

本文标定方法的另一个优势在于可以最大化磁强计的贡献。在室内环境磁场未知的情况下，本方法利用如下现象来保证磁强计信息的可靠性：标定陀螺仅需要相对航向变化信息，而不知道绝对航向。因此，在环境磁场稳定的时段，即便绝对的磁偏角未知，本算法也可使用磁强计提供可靠的相对航向变化。为了实现这一点，本方法对陀螺周围环境磁场进行探测，仅当一段时间内环境磁场保持准静态时使用磁强计量测信息；同时，当判断某一时段内环境磁场强度为准静态后，对该时段内的环境磁场进行标定。因此，本方法不需要任何环境磁场的信息即可利用磁强计量测信息提高陀螺标定精度，因此可以在周围环境磁场未知或受到严重磁场干扰的室内环境工作。

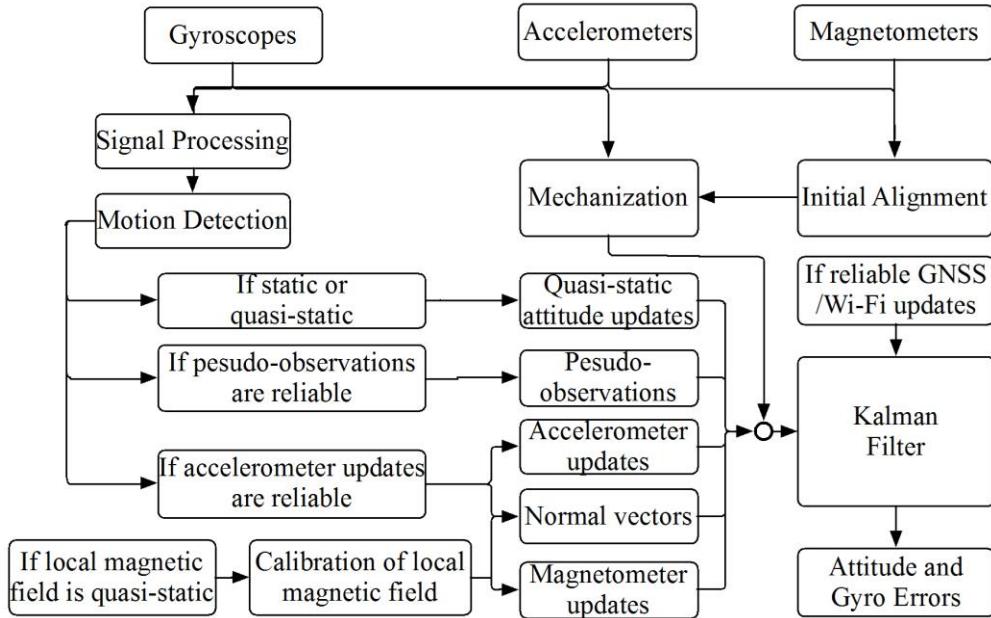


图 3-1. 标定算法流程图

根据实际使用场景（如载体动态和周围环境），可由软件自适应调整和设置各量测向量的精度：例如利用加速度计输出的模来调整加速度向量量测精度；利用环境磁场输出的模的稳定性来调整环境磁场向量量测精度。因此，本方法可完全自动在后台完成，不需要任何人工干预。

本方法包括几部分：传感器误差建模、INS 机械编排以及卡尔曼滤波模型。INS 机械编排和卡尔曼滤波已经在第二章描述，因此不再赘述。本节下来介绍算法中剩余部分，重点在多种约束信息的使用。

3.3.1 传感器误差模型

考虑传感器零偏、比例因子和噪声的情况下，加速度计和陀螺输出误差模型为：

$$\delta \mathbf{f}^b = \mathbf{b}_a + \text{diag}(\tilde{\mathbf{f}}^b) \delta \mathbf{s}_a + \mathbf{w}_a \quad (3-1)$$

$$\delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \mathbf{b}_g + \text{diag}(\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b) \delta \mathbf{s}_g + \mathbf{w}_g \quad (3-2)$$

其中 $\delta \mathbf{f}^b$ 和 $\delta \boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ 分别为比力和角速度误差向量， $\tilde{\mathbf{f}}^b$ 和 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b$ 分别为比力和角速度向量， \mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_g 分别为加速度计和陀螺零偏， $\delta \mathbf{s}_a$ 和 $\delta \mathbf{s}_g$ 分别为加速度计和陀螺比例因子误差， \mathbf{w}_a 和 \mathbf{w}_g 分别为加速度计和陀螺噪声。传感器零偏和比例因子误差可建模为一阶高斯马尔科夫过程 [164]，以陀螺零偏为例：

$$\dot{\mathbf{b}}_g = -(1/\tau_{bg})\mathbf{b}_g + \mathbf{w}_{bg} \quad (3-3)$$

其中 τ_{bg} 和 \mathbf{w}_{bg} 分别为陀螺零偏的相关时间和驱动白噪声。

3.3.2 卡尔曼滤波系统模型

卡尔曼滤波系统模型由 INS 连续时间微分方程构成 [75]:

$$\begin{bmatrix} \delta\dot{\mathbf{r}}^n \\ \delta\dot{\mathbf{v}}^n \\ \dot{\boldsymbol{\psi}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\boldsymbol{\omega}_{en}^n \times \delta\mathbf{r}^n + \delta\mathbf{v}^n \\ -(2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \delta\mathbf{v}^n + \mathbf{f}^n \times \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \delta\mathbf{f}^b \\ -(\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{ec}^n) \times \boldsymbol{\psi} - \mathbf{C}_b^n \delta\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \end{bmatrix} \quad (3-4)$$

其中 $\delta\mathbf{r}^n$ 、 $\delta\mathbf{v}^n$ 和 $\boldsymbol{\psi}$ 分别为位置误差、速度误差和姿态误差， \mathbf{C}_b^n 为 b 系到 n 系的方向余弦矩阵， \mathbf{f}^n 为比力在 n 系的投影， $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ 和 $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ 分别为地球自转角速度和由于载体在地球曲面运动造成的角速度在 n 系的投影。

3.3.3 卡尔曼滤波量测模型

本方法利用伪观测信息、加速度计量测信息、磁强计量测信息、加速度计与磁强计量测信息的叉乘向量、准静态姿态更新信息构造卡尔曼滤波量测向量，并根据设备动态设定相应的量测噪声。下面将逐一介绍各种量测信息使用。

(1) 伪观测

伪位置和伪速度观测分别以导航过程中 IMU 相邻两次采样间设备的位置和线速度变化范围有限为约束条件 [149]。二者的量测模型分别为

$$\hat{\mathbf{r}}^n - \tilde{\mathbf{r}}^n = \delta\mathbf{r}^n + \mathbf{n}_r \quad (3-5)$$

以及

$$\hat{\mathbf{v}}^n = \delta\mathbf{v}^n + \mathbf{n}_v \quad (3-6)$$

其中 $\tilde{\mathbf{r}}^n = \text{constant}$ ， $\hat{\mathbf{r}}^n$ 和 $\hat{\mathbf{v}}^n$ 分别为由 INS 机械编排预测的位置和速度向量， \mathbf{n}_r 和 \mathbf{n}_v 分别为伪位置和伪速度量测噪声（用于体现实际使用中 IMU 在相邻两次采样间可能的位置变化和速度）。实际使用中既可同时使用伪位置和伪速度作为量测信息，也可只取其一。这里给出一种自动设定伪观测量测方程的方法：首先，随机设定初始量测噪声标准差并运行陀螺标定算法得到当前时段设备位置变化的时间序列。随后，计算该时间序列的标准差，以该标准差为伪观测量测噪声的标准差。

(2) 加速度计量测方程

本文使用紧组合的方式使用加速度计信息，即直接使用加速度计量测信息构造量测向量，而避开使用由加速度计量测信息求得的俯仰角、横滚角。对于设备姿态变化丰富的行人导航应用，这种处理尤为重要，因为可保证在各种行人动作下不会出现俯仰角接近±90 deg 时的计算奇异问题。加速度计量测模型如下 [165]：

$$\delta \mathbf{f}^n = \mathbf{f}^n - \hat{\mathbf{f}}^n = \mathbf{f}^n - \mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{f}}^b \quad (3-7)$$

当忽略加速度计确定性误差时，

$$\begin{aligned} \delta \mathbf{f}^n &= \mathbf{f}^n - (\mathbf{I} - [\boldsymbol{\psi} \times]) \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}^b + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_2 \\ &= -[\boldsymbol{\psi} \times] \mathbf{g}^n + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_2 \\ &= [\mathbf{g}^n \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_2 \end{aligned} \quad (3-8)$$

其中 $\mathbf{f}^n = -\mathbf{g}^n = [0 \ 0 \ -g]^T$ ， g 为本地重力值， $\boldsymbol{\psi}$ 为姿态误差， \mathbf{n}_2 为量测噪声。

行人导航过程中的加速度信号通常是高频和交变的。因此，可将实际加速度建模为测量噪声。加速度测量噪声可根据实际线性加速度的大小 A 确定。

$$A = |norm(\mathbf{f}^b) - g| \quad (3-9)$$

无加速度情形下，即 $A \leq |Th_{acc1}|$ ，则量测噪声标准差设为 σ_a ， σ_a 设定为加速度计零偏稳定性；较小加速度情形下，即 $|Th_{acc1}| \leq A \leq |Th_{acc2}|$ ，则量测噪声标准差设为 $(A^2 / P)\sigma_a$ ，其中 P 为卡尔曼滤波估计结果中姿态误差对应的协方差；较大加速度情形下，若 $A \geq |Th_{acc2}|$ ，不使用加速度计量测信息。

(3) 磁强计量测方程

在室内使用磁强计的最大难点在于室内频繁的磁场干扰。磁场干扰信号和实际导航过程中加速度信号特点不同：后者多为高频且交变的信号，而对于前者而言，一种常见的室内磁场干扰是环境磁场的强度和方向均改变，但在一片区域内这种改变保持稳定。这种干扰难以通过磁强计输出判断，因此可能对磁强计寻北带来破坏性影响。这种在导航过程中一段时间内环境磁场保持稳定的时段被称为准静态磁场（QSMF）时段 [166]。QSMF 时段可以通过磁强计输出进行判别。

为了保证磁强计信息使用的可靠性，本文对陀螺周围环境磁场进行探测，仅当一段时间内环境磁场为 QSMF 时使用磁强计量测信息。在准静态磁场条件下使用磁强计的示意图见图 3-2。

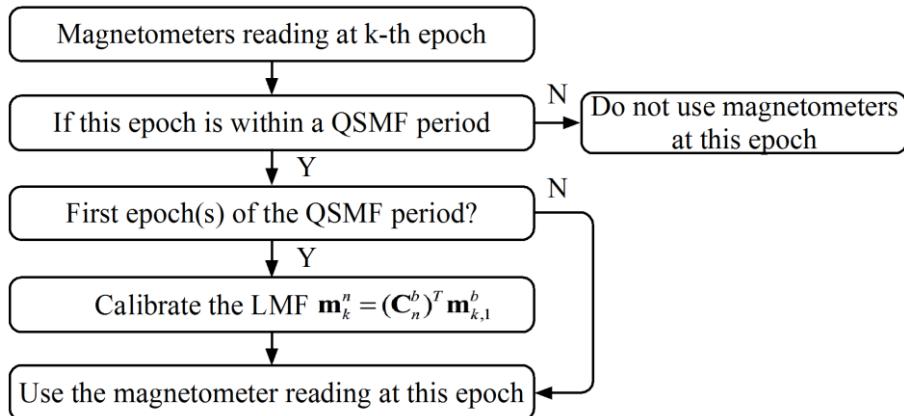


图 3-2. 在 QSMF 时段使用磁强计信息的流程图

当判断某时段的环境磁场为 QSMF 时，本方法利用该时段最初（一个或多个）历元的磁强计输出（ b 系），结合当前的姿态矩阵 \mathbf{C}_n^n ，对环境磁场（ n 系）进行标定。第 k 个 QSMF 时段内的环境磁场参考向量为

$$\mathbf{m}_k^n = (\mathbf{C}_n^b)^T \tilde{\mathbf{m}}_{k,1}^b \quad (3-10)$$

其中 $\tilde{\mathbf{m}}_{k,1}^b$ 为在第 k 个 QSMF 时段最初历元的磁强计输出。计算得到 \mathbf{m}_k^n 随后被作为第 k 个 QSMF 时段的环境磁场参考向量使用。

基于标定后的环境磁场参考向量，本文同样使用紧组合的方式构造磁强计量测方程，即直接使用磁强计量测信息，而非使用由加速度计和磁强计的量测信息求得的航向角。此举可保证磁强计量测完全不依赖加速度计信息，并进一步可保证加速度计与磁强计叉乘向量的可用性。磁强计量测方程为：

$$\delta\mathbf{m}^n = [\mathbf{m}^n \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_3 \quad (3-11)$$

其中 $\delta\mathbf{m}^n = \mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{m}}^b - \mathbf{m}^n$ ， $\tilde{\mathbf{m}}^b$ 为磁强计量测向量， \mathbf{m}^n 为标定得到的环境磁场参考向量， \mathbf{n}_3 为量测噪声。

(4) 磁强计与加速度计向量的叉乘向量

两个不平行的向量的叉乘向量与这两个向量均正交 [134]。因为加速度向量和磁场向量通常不平行，所以若构造加速度计和磁强计量测的叉乘向量，则该叉乘向量与加速度计、

磁强计量测均包含不同的量测信息 [167]。因此，当判断加速度过大时，可使用磁强计向量和叉乘向量；反之，磁强计不可用时，可同时使用加速度计向量和叉乘向量。由叉乘向量构造的量测方程为

$$\delta \mathbf{l}^n = [\mathbf{l}^n \times] \boldsymbol{\psi} + \mathbf{C}_b^n \mathbf{n}_4 \quad (3-12)$$

其中 $\delta \mathbf{l}^n = \mathbf{C}_b^n \tilde{\mathbf{l}}^b - \mathbf{l}^n$ ， $\mathbf{l}^n = \mathbf{f}^n \times \mathbf{m}^n$ ， \mathbf{n}_4 为量测噪声。

加速度计和磁强计量测的叉乘向量也可用来确定设备的初始姿态。记 $\tilde{\mathbf{f}}^b = \mathbf{C}_n^b \mathbf{f}^n$ ， $\tilde{\mathbf{m}}^b = \mathbf{C}_n^b \mathbf{m}^n$ ， $\tilde{\mathbf{r}}^b = \mathbf{C}_n^b \mathbf{r}^n$ ， 则

$$[\tilde{\mathbf{f}}^b \quad \tilde{\mathbf{m}}^b \quad \tilde{\mathbf{r}}^b]^T = [\mathbf{f}^n \quad \mathbf{m}^n \quad \mathbf{r}^n]^T \mathbf{C}_b^n \quad (3-13)$$

初始方向余弦矩阵可由下式计算得到

$$\mathbf{C}_b^n = \left([\mathbf{f}^n \quad \mathbf{m}^n \quad \mathbf{r}^n]^T \right)^{-1} [\tilde{\mathbf{f}}^b \quad \tilde{\mathbf{m}}^b \quad \tilde{\mathbf{r}}^b]^T \quad (3-14)$$

(5) 准静态姿态更新

准静态曾在医学领域中得到应用，在外科手术中标定加速度计以提高测量病人的身体倾斜角度的精度 (Löters et al. 1998)。随着近年来行人导航需求的增加，准静态被广泛用于脚步探测和对 PDR 的 ZUPT 更新。文献 [168] 介绍了准静态的探测方法。

本文使用准静态时段标定陀螺的依据是当设备处于准静态时，姿态应大致保持不变；此时，导航算法计算出的姿态变化应均为陀螺零偏和随机误差造成。因此，当判断设备处于准静态时，陀螺输出可用下式建模：

$$\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b = \mathbf{b}_g + \mathbf{n}_5 \quad (3-15)$$

其中 $\tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b$ 为准静态条件下的陀螺输出， \mathbf{n}_5 为量测噪声。

3.4 实验和结果

3.4.1 实验描述

本次实验使用两部 Samsung Galaxy S3 手机和一部 Samsung Galaxy S4 手机，分别进行室外和室内标定实验。每次实验测试者携带一部手机，以一种运动模式正常行走。所测运动模式包括手持端平、打电话、随手摆动以及口袋模式。各运动模式示意图和典型加速度计和陀螺输出如图 3-3 所示。可以看出，在摆动和口袋这两种运动模式下，陀螺输出达到了 $\pm 200 \text{ deg/s}$ ；因此，这两种模式下的设备动态显著大于其它两种模式。陀螺、加速度计、磁强计采样率均为 20 Hz。

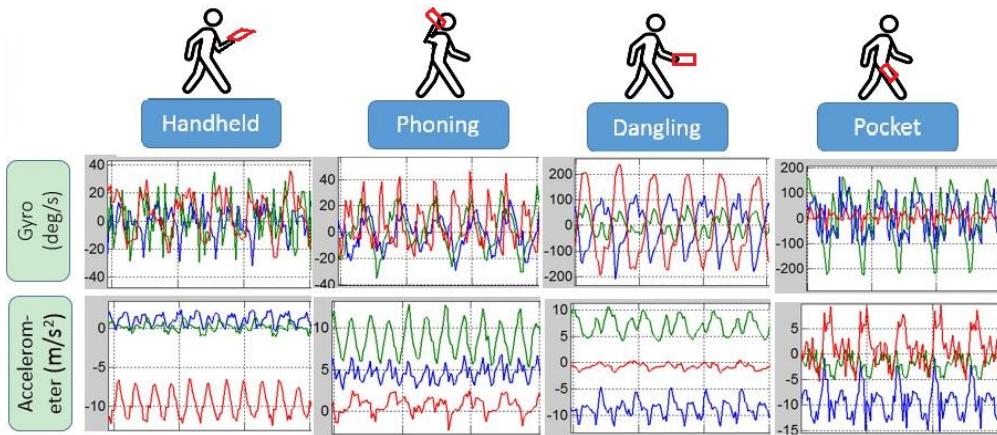


图 3-3. 走动测试运动模式示意图和典型加速度计和陀螺输出

为了充分考察标定算法的能力，在标定数据处理前向三轴原始陀螺数据中分别加入了 3 deg/s 、 -3 deg/s 和 3 deg/s 的常值误差，使得陀螺零偏更为明显（因为某些轴线误差相对不明显）。在每实验后，将手机保持静止一分钟，以求取陀螺零偏参考真值。测试手机内置传感器参数见表 3-1 中 MEMS IMU 参数。三部手机各轴陀螺零偏参考值见表 3-3。

表 3-3. 测试手机陀螺零偏参考值

	手机#1	手机#2	手机#3
X 轴陀螺 (deg/s)	0.9	6.2	1.3
Y 轴陀螺(deg/s)	-2.1	-2.1	-2.6
Z 轴陀螺(deg/s)	2.8	4.0	2.0

室内外应用环境一个重要的差别是室内可能存在频繁的磁场干扰。图 3-4 对比了一次室外测试和一次室内测试过程中的环境磁场变化。测试模式为端平走动。第一行的图展示了三轴磁强计输出和它们的模（蓝绿色线）。品红色点指示了 QSMF 时段。第二行的图展示了用式 (3-10) 标定得到的环境磁场向量。可以看出，在室外测试中环境磁场保持稳定；而在室内测试中，环境磁场的强度和方向均发生了明显变化，这也印证了室内使用磁强计寻北的不可靠。随后两小节将分别给出室外和室内标定测试结果。

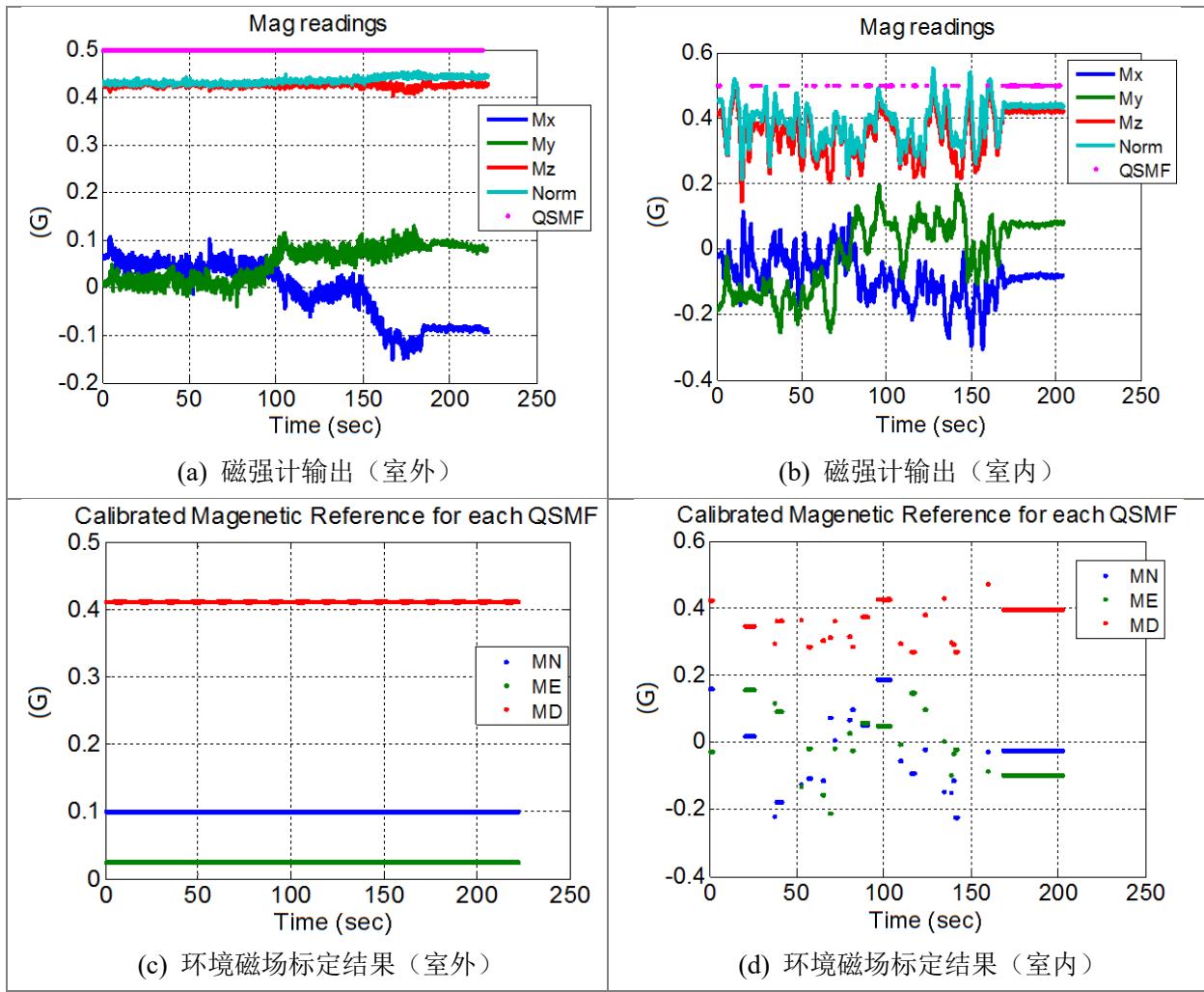


图 3-4. 室内外步行测试过程中磁强计输出和环境磁场标定结果（手持端平）

3.4.2 室外标定测试

室外标定测试在某停车场之间的大道上进行，环境和轨迹见图 3-5。距离测试轨迹 10 米以内都没有建筑物。室外标定结果见图 3-6。第 1-4 行分别展示了各动态的结果，而每列为一部手机的结果。在各子图中，品红色点代表了 QSMF 时段。在这些 QSMF 时段磁强计量测被算法使用。在所测动态下，伪观测和加速度计量测总是可用，因此没有在图中标示。最右端的短线为准静态时求得的陀螺零偏参考值。

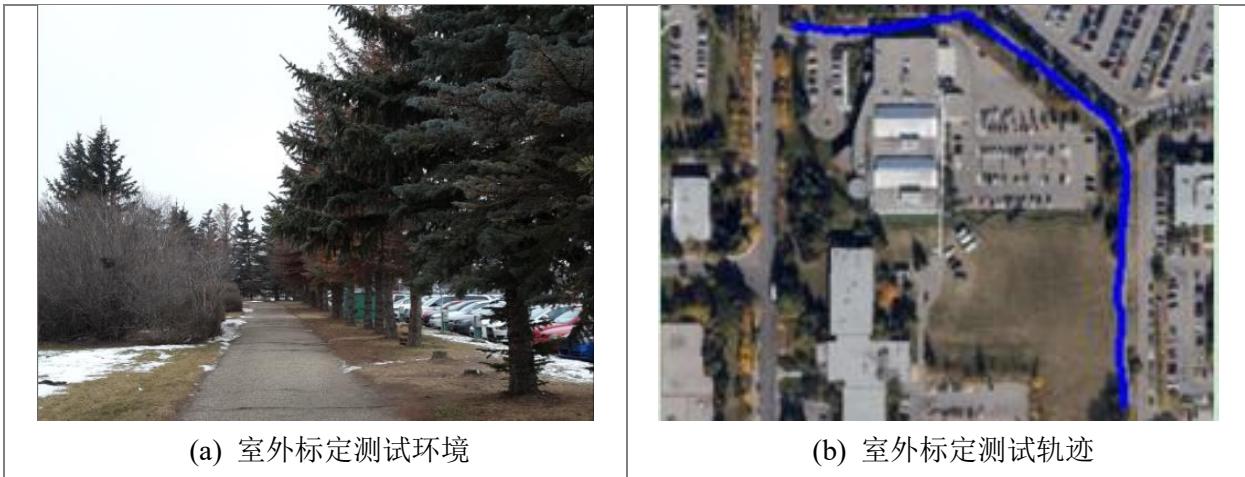


图 3-5. 室外标定测试环境和轨迹

从图 3-6可以看出，在 30 秒之内，大多数实验中陀螺零偏收敛到了参考值附近；50 秒之内，所有实验中陀螺零偏收敛到了参考值附近。这个结果显示了本标定方法的高效性。表 3-4 给出了不同手机标定结果的均值和 RMS。这些统计值使用陀螺零偏收敛后的时段内零偏估计值和参考值的差计算得到。

表 3-4. 室外不同手机标定结果统计值

手机编号	陀螺零偏 (deg/s)	X 轴	Y 轴	Z 轴
#1	参考值	0.971	-2.099	2.776
	均值	0.0588	0.0645	0.0845
	RMS	0.0682	0.0843	0.0986
#2	参考值	6.173	-2.017	3.981
	均值	0.0737	0.0655	0.0743
	RMS	0.0787	0.0752	0.0883
#3	参考值	1.291	-2.587	1.973
	均值	0.0603	0.0583	0.0503
	RMS	0.0707	0.0645	0.0605

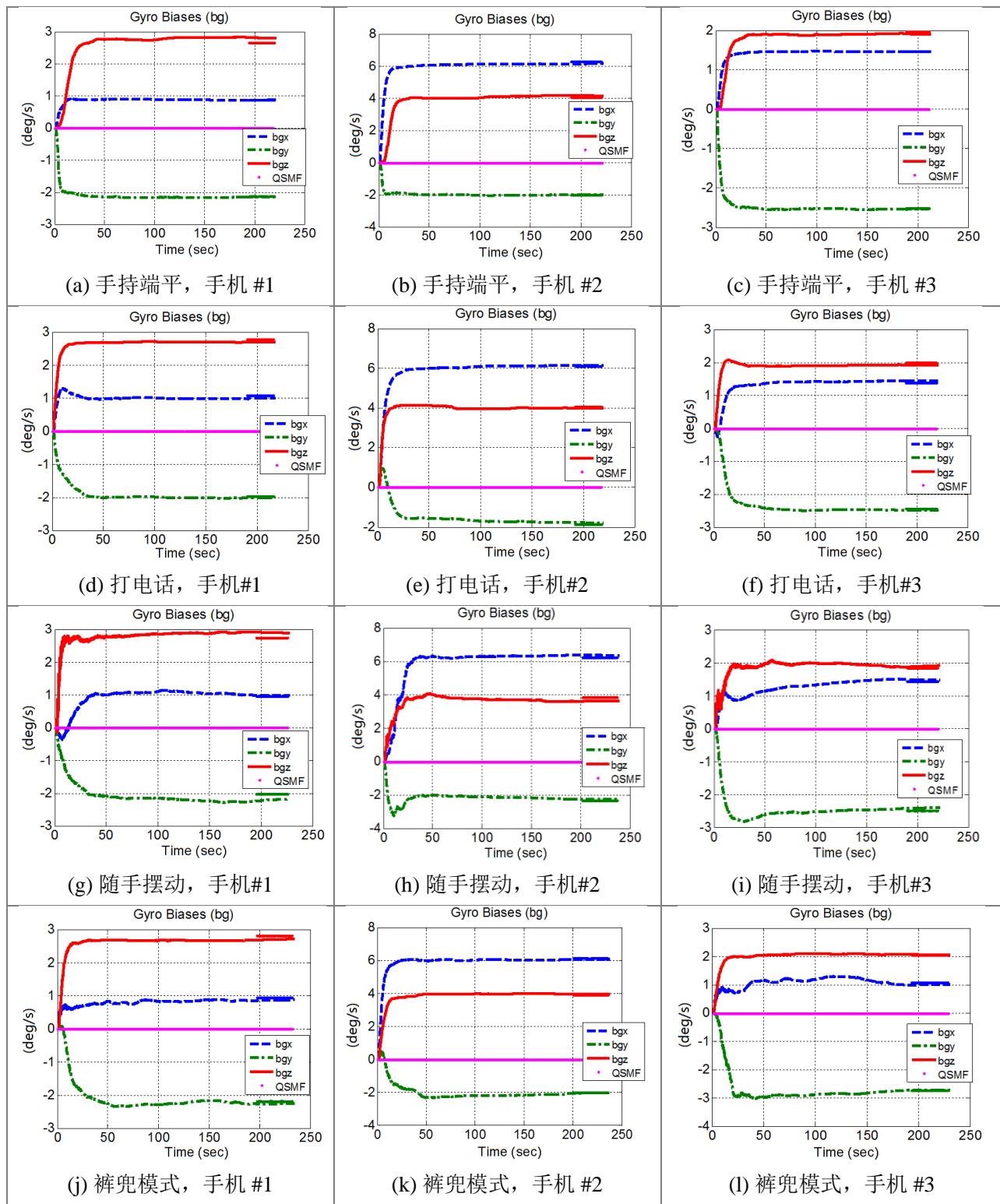


图 3-6. 室外标定结果图 (QSMF 时段磁强计量测可用)

通过标定，可以将陀螺零偏误差从几 deg/s 降低到 0.1 deg/s 以内。尽管每部手机内陀螺零偏不同（如手机#2 的 X 轴陀螺零偏甚至达到了 6 deg/s），每部手机标定误差在同一水平，这显示了本标定方法对于不同 MEMS 陀螺零偏标定的稳定性。同时，为了显示不同运动模式下的标定效果，表 3-5 比较了不同运动模式下的标定结果的统计值。

随手摆动和裤兜模式下的标定误差大于其它两种模式。这一结果符合预期，因为这两种运动模式下设备由更大的动态。在如此有挑战性的运动模式下，标定误差 RMS 也分别小于 0.13 deg/s 和 0.1 deg/s。因此，即便如图 3-3 所示，各种动态模式差异明显，本方法在各动态下均可以提供同样可靠的标定结果。

表 3-5. 室外不同运动模式下标定结果统计值

运动模式	误差 RMS (deg/s)		
	X 轴	Y 轴	Z 轴
手持端平	0.0633	0.0181	0.0589
打电话	0.0610	0.0563	0.0643
随手摆动	0.1157	0.1144	0.1230
裤兜模式	0.0882	0.0761	0.0815
综合*	0.0855	0.0748	0.0857

* 综合- 四种运动模式下相应值的 RMS 值。

3.4.3 室内标定测试

室内标定测试在卡尔加里大学的 E 办公楼一层进行。建筑 E 内有大量金属结构，因而存在频繁的磁场干扰。测试区域大小约为 $120 \times 40 \text{ m}^2$ ，走廊的宽度约为 3 m，楼内大厅的面积约为 $30 \times 30 \text{ m}^2$ 。建筑 E 内环境及测试轨迹见图 3-7。室内标定结果见图 3-8。



图 3-7. 室内测试环境和轨迹

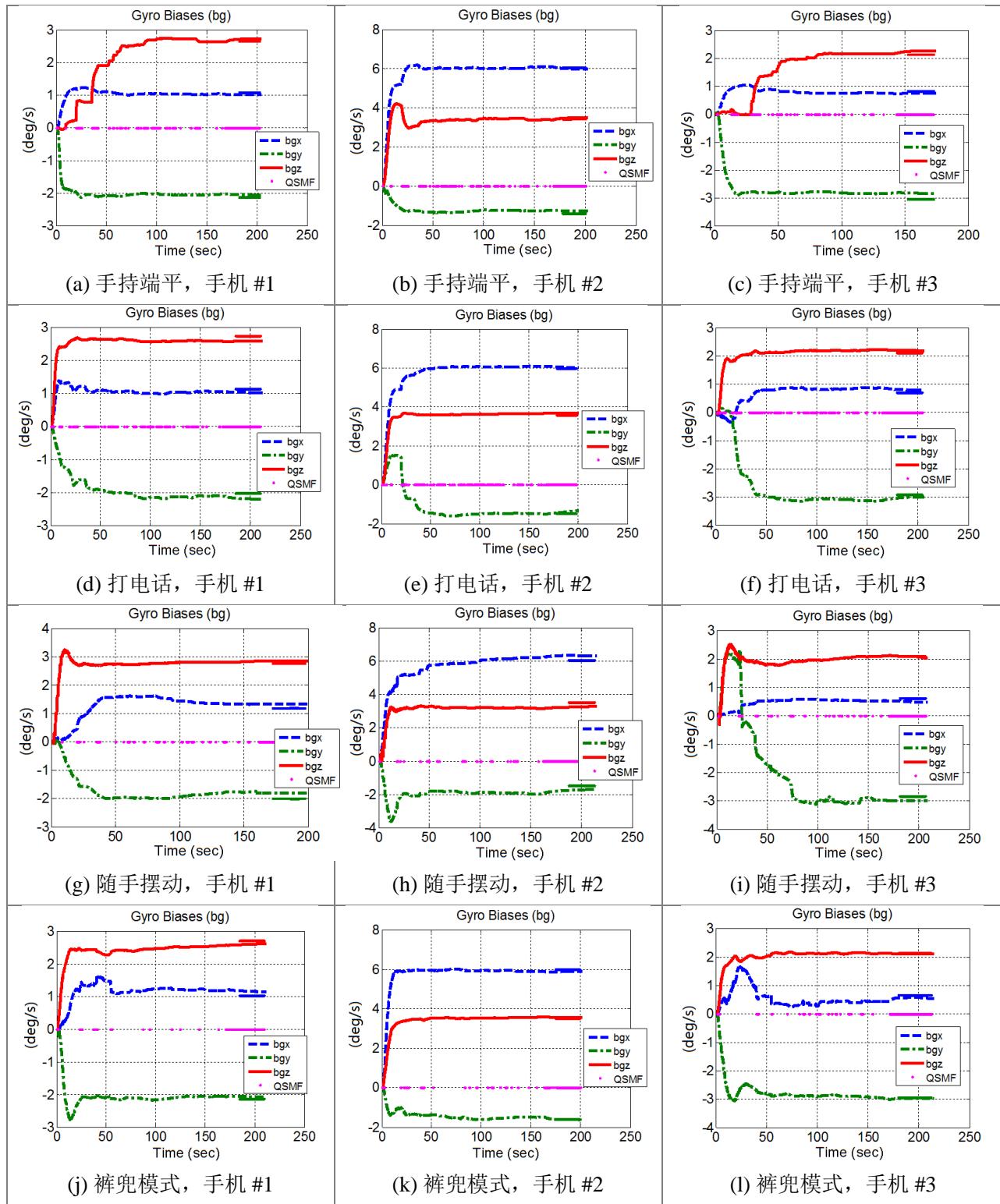


图 3-8. 室内标定结果图 (QSMF 时段磁强计量测可用)

图 3-8 中第 1-4 行分别展示了动态的结果，而每列为一部手机的结果。在各子图中，品红色点代表了 QSMF 时段。在这些 QSMF 时段磁强计量测可用。最右端的短线为准静态时求得的陀螺零偏参考值。

如图 3-8 所示，与室外不同，室内环境下的 QSMF 时段是不连续的。相应地，室内测试中陀螺零偏的收敛过程也不像室外那样平滑。即便是在磁场干扰频繁的室内环境，所有陀螺零偏也在 100 s 内收敛到了参考值附近。这样的结果表明了本标定方法在行人用中的有效性。表 3-6 给出了不同手机标定结果的均值和 RMS。表 3-7 则按运动模式分类。

表 3-6. 室内不同手机标定结果统计值

手机编号	陀螺零偏 (deg/s)	X 轴	Y 轴	Z 轴
#1	参考值	1.175	-2.226	2.648
	均值	0.0825	0.0978	0.1032
	RMS	0.0886	0.1122	0.1049
#2	参考值	6.101	-1.356	3.562
	均值	0.0637	0.1272	0.0550
	RMS	0.0772	0.1298	0.0666
#3	参考值	0.826	-3.043	2.129
	均值	0.1183	0.1140	0.0847
	RMS	0.1270	0.1157	0.1063

表 3-6 表明通过标定，可以在室内将陀螺零偏误差降低到 0.13 deg/s 以内。虽然此标定误差比室外标定误差 (0.1 deg/s) 大，但已经远小于 MEMS 陀螺本身的零偏。考虑到室内测试苛刻的环境，该结果表明了本方法的有效性。表 3-7 中，随手摆动和口袋这两种动态下标定误差 RMS 分别为 0.17 deg/s 和 0.14 deg/s，大于其它两种运动模式的标定误差（均小于 0.12 deg/s）。

表 3-7. 室内不同运动模式下标定结果统计值

运动模式	误差 RMS (deg/s)		
	X 轴	Y 轴	Z 轴
手持端平	0.0534	0.1105	0.0786
打电话	0.0930	0.1134	0.0920
随手摆动	0.1376	0.1684	0.1462
裤兜模式	0.1364	0.1051	0.0789
综合	0.1107	0.1270	0.1028

与其它标定方法（如使用加速度计标定水平陀螺误差的方法）相比，本方法的优势在于使用 QSMF 时段的磁强计量测标定垂向陀螺。如图 3-3 所示，每一种行人运动模式下的动态是相对确定且有周期性的，因此，除非切换动态模式，否则，不是所有的陀螺轴线都有机会经历水平方向。因此，使用 QSMF 时段的磁强计量测对标定垂向陀螺至关重要。

3.4.4 室内导航测试

前文已经体现了本标定方法对于 MEMS 陀螺性能的改进。为了进一步体现陀螺性能改进对 DR 导航定位结果的作用，图 3-9 对比了使用和不使用本标定算法的室内行人导航结果。其中四幅子图分别代表四种动态的结果，每幅子图中三种颜色的线分别代表三部手机的结果。虚线和实线分别为使用和不使用标定算法的结果。

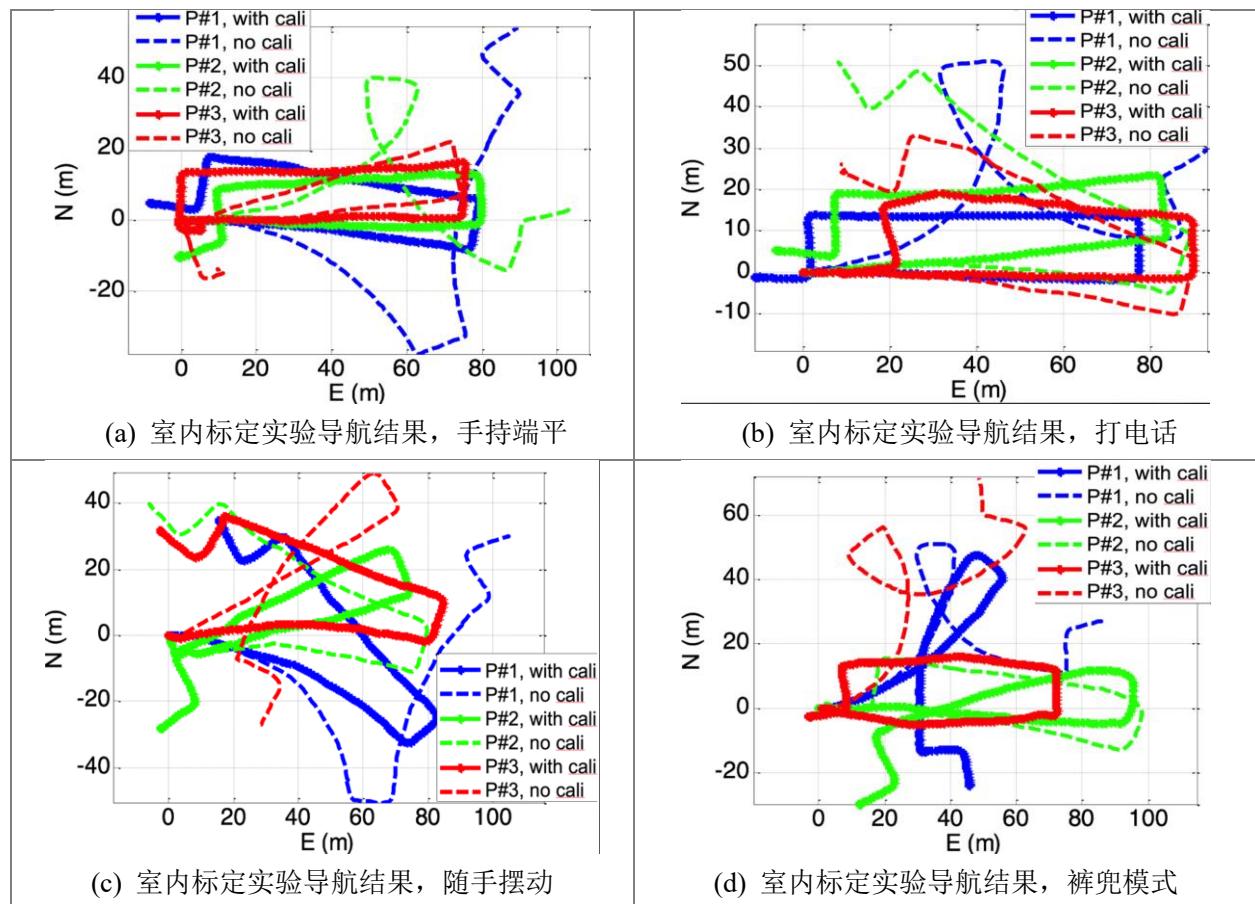


图 3-9. 室内标定实验导航结果图

可见，使用标定算法后，DR 结果有了明显的提高（实线展示的结果更接近实际轨迹）。为了定量评估定位结果的改进，表 3-8 展示了各种动态下三部手机导航结果在终点

处的位置误差的 RMS 值。第二、三列分别为未标定和标定的结果。第四列为使用标定算法后位置误差缩小的百分比。在四种动态下，本标定算法对 DR 位置结果的改进为 51.1 % - 87.5 %。第四、五章将给出更详细的室内导航测试和结果。

表 3-8. 室内标定实验位置误差 RMS 值

运动模式	位置误差 RMS (deg/s)		
	未标定	标定	改进
手持端平	85.47	10.68	87.5 %
打电话	65.20	11.11	83.0 %
随手摆动	70.02	32.81	53.1 %
裤兜模式	71.96	35.16	51.1 %
综合	84.4	25.7	69.5 %

3.5 小结

本章提出了一种实时自动标定移动智能终端中内置 MEMS 陀螺的方法。该方法不需要任何外部设备或者用户干预。使用三部手机在四种运动模式下的室外、室内测试结果表明：该方法可将陀螺零偏误差从几 deg/s 降低到室内 0.15 deg/s、室外 0.1 deg/s 的水平。即便是在最具挑战性的随手摆动和裤兜模式下，标定误差 RMS 也分别在室内 0.17 deg/s 和 0.14 deg/s、室外 0.13 deg/s 和 0.09 deg/s 的水平。而在其它动态下，标定误差 RMS 在室内和室外均分别小于 0.12 deg/s 和 0.07 deg/s。图 3-10 对比了未标定和标定后的陀螺零偏。尽管各被测手机初始陀螺零偏大小不同，该方法将各手机的陀螺零偏降低到了相同的水平。

图 3-11 对比了室内外标定实验的结果。室外标定精度普遍高于室内，主要原因很可能是因为室内环境更为严苛，存在频繁的磁场干扰。即便是标定结果中有一部分误差是由于 MEMS 陀螺零偏温漂本身造成的，该方法的标定误差远小于 MEMS 陀螺误差本身的温度敏感性和逐次上电不重复性。

本章的陀螺标定方法可显著提高利用 MEMS 传感器在各种行人动态下的相对姿态和位置变化的推算。因为 DR 的自主性，可靠的 DR 结果为整个组合的室内行人导航系统提供了坚实的基础，也为后续组合算法的实施创造了条件。

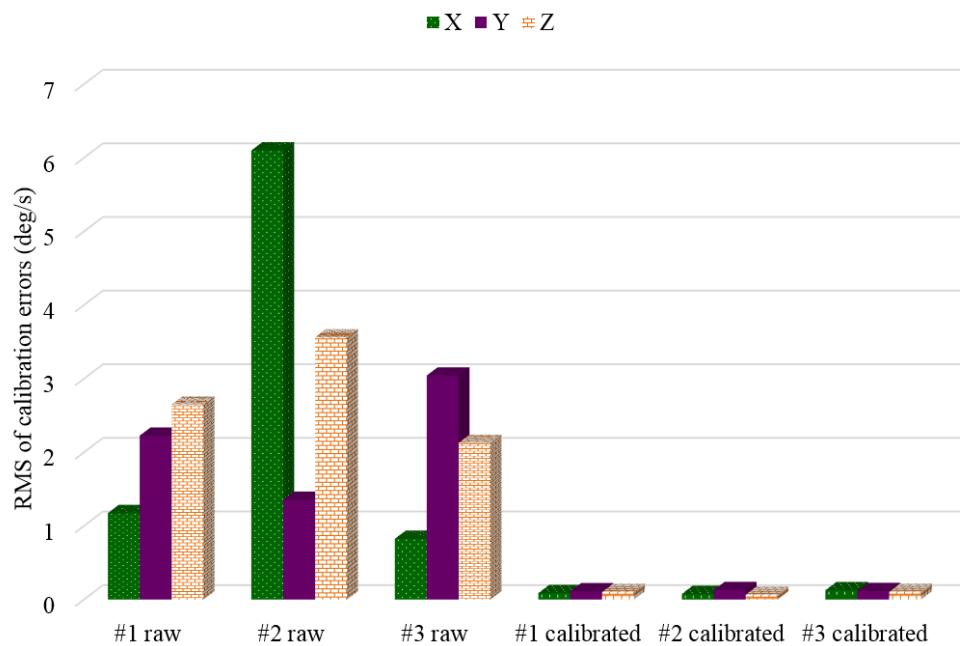


图 3-10. 不同手机中未标定和标定后的陀螺误差 (#1、#2 及 #3 为手机编号)

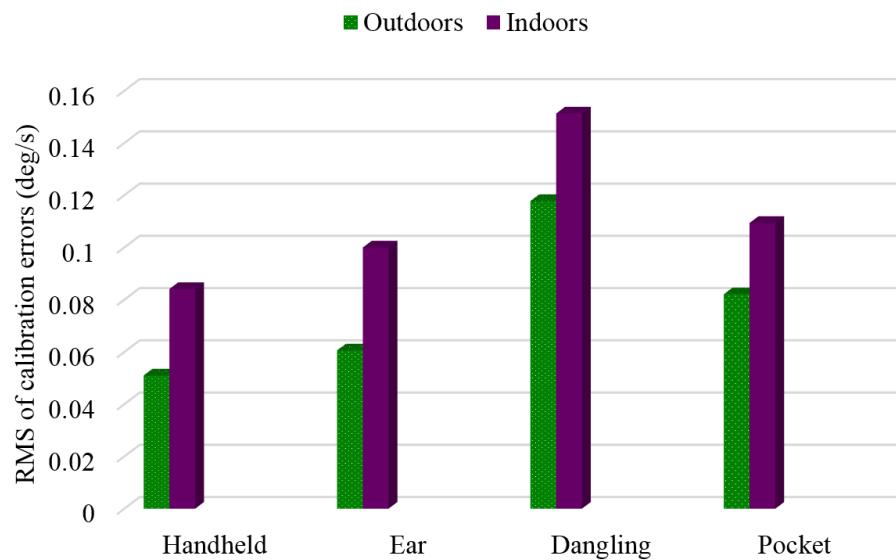


图 3-11. 室内外不同运动模式下标定精度对比

4 基于 MEMS 传感器和磁场特征的室内自主导航

4.1 引言

本章的目标是提供一种依靠智能设备内置传感器的自主导航方案，目的是在没有无线信号或者无线信号几何分布差的环境下提供导航。DR 可以提供连续室内外自主导航结果，但传感器误差会不断积累并导致逐渐增加的导航误差。第三章的研究可以显著降低 DR 误差，但无法消除其发散。因此，为了获得长期可靠的导航解，需要其它外部定位信息来修正 DR 误差。考虑到 DR 的自主性和室内磁场特征的普遍性，本章将 DR 和 MM 组合以提供导航。

如第一章所述，室内磁场异常已经被用做指纹或者路标来提高导航结果 [93, 169]。使用 MM 的一个挑战在于其性能很大程度上取决于环境磁场 [34, 99]：MM 在某些区域可以得到精确的结果，但同时在一些区域容易发生误匹配。因此，使用 MM 的一个关键是消除或减低误匹配的影响。

此外，因为室内环境通常复杂且不可预测，导航算法最好能够自动探测和剔除误匹配点，或者自动设置 MM 结果的权重。为了实现这个目的，本章设计了一种包含两个层次的误匹配探测机制。第一层在 MM 层面，通过考察一段时间内的环境磁场变化，来剔除变化不明显的磁场指纹。第二层是在 DR/MM 组合层面，本研究提出了两种策略：策略 (a) 利用基于阈值的机制，根据新的 MM 结果与历史 DR/MM 定位结果的距离来确定 MM 位置结果的不确定度（相应的量测方程的量测噪声）。策略 (b) 使用 AKF，直接通过引入新息协方差矩阵来计算卡尔曼滤波增益矩阵，而不需要调节卡尔曼滤波量测噪声阵。

此外，为了提高 MM 性能，本研究使用了多种途径，例如：(a) 在行人导航中使用轮廓匹配，即通过加速度计探测脚步来计算短期运动轨迹的长度，并使用动态时间规整 (DTW) 算法在运动轨迹长度不精确时完成匹配。(b) 使用加速度计信息计算水平姿态角，从而分离水平和垂向磁场分量，增加磁场指纹维度。(c) 将 WiFi 定位中的 KNN 算法引入 MM，以提高定位结果可靠性。此外，(d) 使用磁场梯度指纹取代磁场强度指纹来降低不同设备中磁强计的硬件差异性和磁强计零偏的影响。

本章内容安排如下：第 4.2 节介绍 MM 算法；第 4.3 节阐述 DR/MM 组合导航算法；第 4.4 节给出测试和结果；第 4.5 节为小结。

4.2 磁场匹配

与 WiFi 指纹识别类似，MM 由两个阶段构成：数据库构建阶段以及定位阶段。数据库由一系列 RP 的坐标及其上磁场指纹组成。因为 MM 是一个轮廓匹配过程，定位阶段则使用测量的轮廓指纹（由一系列测量点及其上磁场指纹测量构成）和数据库内 RP 构成的候选轮廓指纹对比，寻找与测量轮廓上指纹最接近的轮廓作为最佳匹配。接下来分别介绍这两个阶段。

4.2.1 磁场匹配数据库训练

磁场数据库构建的关键在于获取 RP 的坐标。根据不同的应用需求，可以选择不同纹数据库构建方法，这点与 WiFi 指纹数据库的构建类似。如第一章所述，逐点测绘的方式可以通过多次采样来提高数据库可靠性，但耗时耗人力，当进行大面积测绘时尤为明显。为了降低大范围数据库构建的工作量，可以选用第二种方式，即走动测绘。其基本原理是使用路标（少数坐标已知的点）或者地图信息（如转角以及路口的坐标、走廊的方向角等）和匀速假设来生成在待测区域内各条轨迹上各点的坐标。具体操作方式为：测量人员携带信号采集设备沿着预先设定的数据库测量轨迹匀速行走。通过标记点（路标或者转角、路口等）的时间可以用掐表或者考察角速度或航向信号等方式获取。根据这些标记点，可以将测量轨迹分为若干线段。每条线段的起点、终点坐标可从电子地图或其它途径获取；线段上各点坐标利用到达该点时间结合匀速假设插值计算得到。本研究利用智能设备内置 MEMS 传感器对走动测绘的方式进行了改进：通过加速度计探测的脚步信息，将匀速假设放宽为匀步长假设，从而避免测量人员在某条线段中部停留造成的误差。此外，因为陀螺可以提供短期精确的相对航向变化，所以不需要所有线段均是直线。对于距离较短的弧线段，也可以由陀螺输出计算得到短期精确的航向变化。

与 WiFi 不同，智能设备中磁强计数据更新率高（所测智能手机中磁强计数据更新率均可达到 10 Hz 以上）。因此，与构建 WiFi 数据库不同，所有脚步点均可作为磁场数据库的 RP。此外，为了进一步提高磁场轮廓指纹中元素的个数，假设设备在两脚步点之间的运动为匀速运动，以插值的方式获取两脚步点之间一系列内插点的位置。这些内插点也被作为磁场数据库 RP。数据库内第 k 个 RP (RP_k) 对应信息记为

$$\mathbf{FM}_k = \{\mathbf{pos}_k, \mathbf{m}_k\} \quad (4-1)$$

其中 \mathbf{pos}_k 为 RP_k 的坐标， \mathbf{m}_k 为 RP_k 上的磁场指纹。

使用加速度计信息计算的水平姿态角，可以分离出水平和垂向的磁场强度。磁强计量测向量从 b 系转换到 n 系的公式为

$$\mathbf{B}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{B}^b \quad (4-2)$$

其中 \mathbf{C}_b^n 矩阵可表示为 [119]

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \psi & -\cos \phi \sin \psi + \sin \phi \sin \theta \cos \psi & \sin \phi \sin \psi + \cos \phi \sin \theta \cos \psi \\ \cos \theta \sin \psi & \cos \phi \cos \psi + \sin \phi \sin \theta \sin \psi & -\sin \phi \cos \psi + \cos \phi \sin \theta \sin \psi \\ -\sin \theta & \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \cos \theta \end{bmatrix} \quad (4-3)$$

其中 ϕ 、 θ 和 ψ 分别为横滚、俯仰和航向角。

记 $\mathbf{B}^b = [B_x \ B_y \ B_z]^T$ 及 $\mathbf{B}^n = [B_N \ B_E \ B_D]^T$ ，则垂向磁场强度由下式计算：

$$B_D = -\sin \theta \cdot B_x + \sin \phi \cos \theta \cdot B_y + \cos \phi \cos \theta \cdot B_z \quad (4-4)$$

因此，单个 RP 上磁场强度指纹 \mathbf{m} 可表示为 $\mathbf{m} = [B \ B_D \ B_H]$ ，其中 $B = |\mathbf{B}^b|$ 为该点总磁场强度， $B_H = \sqrt{B^2 - B_D^2}$ 为水平磁场强度。

MM 定位过程利用一系列点上的磁场指纹构成指纹序列来进行轮廓匹配。一个磁场指纹序列由一系列相邻参考点的上的磁场特征以及该序列内最后一个参考点的坐标构成。为了降低不同设备中磁强计的硬件差异性和零偏的影响，本研究使用磁场梯度序列而非磁场强度序列。磁场梯度序列由磁场强度序列中所有元素减去第一个元素得到：

$$\Delta \mathbf{m} = \mathbf{m} - m_0 \quad (4-5)$$

其中 $\Delta \mathbf{m}$ 为磁场梯度序列， m_0 为磁场强度序列 \mathbf{m} 中第一个元素。

4.2.2 MM 定位

MM 定位是在数据库中寻找与测量轮廓上的磁场梯度序列最接近的轮廓作为定位结果。两个序列差异的大小可以通过特定准则计算，例如二维欧氏距离

$$d_i = |S - M_i| \quad (4-6)$$

其中 S 和 M_i 分别当前时刻测量轮廓上的磁场梯度序列和数据库中第 i 个候选轮廓对应的磁场梯度序列， d_i 为 S 和 M_i 之间的二维欧氏距离。因为行人导航中实时步长估计是一个难题，可能导致实际测量轮廓的长度估计不准。因此，本文引入了语音识别领域常用的动态时间规整算法 [170] 来完成两个长度不相等的时间序列之间的匹配。

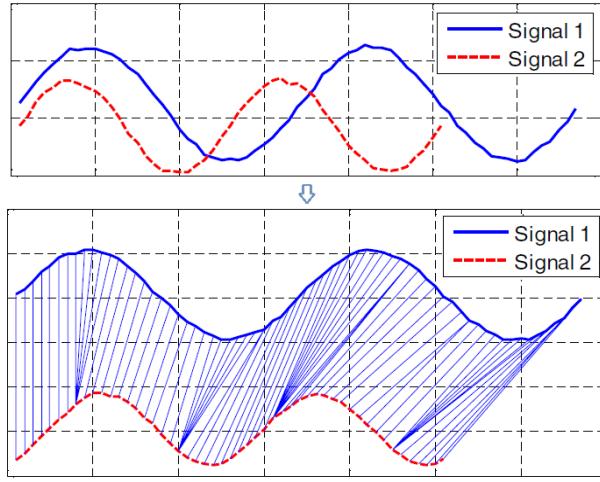


图 4-1. DTW 匹配示意图 [170]

如图 4-1 所示, DTW 的基本思想是通过压缩或拉伸其两个 (或其中一个) 时间序列的时间轴来取得更好的匹配效果。具体的实现方法为使用两个时间序列之间的相似的点之间的距离的和 (定义为归整路径距离) 来衡量两个时间序列之间的相似性, 记两个序列为 $\mathbf{s}(i), i = 1, 2, \dots, A$ 和 $\mathbf{m}(j), j = 1, 2, \dots, B$, 且二者长度不相等 ($A \neq B$)。DTW 算法将两时间序列分别作为二维直角坐标系的横轴和纵轴, 并通过这些时间序列的编号 (如 $1, 2, \dots, A$) 画出纵横线形成网格。DTW 算法分两部进行: 一是计算两个时间序列各元素之间的距离, 即求出匹配距离矩阵, 二是在匹配矩阵中找出一条最佳路径。搜索最佳路径的过程可以描述为: 搜索从 $(1, 1)$ 出发按格点进行搜索, 原则是可达到点 (i, j) 的前一个格点只可能是 $(i-1, j)$, $(i, j-1)$, $(i-1, j-1)$, 那么 (i, j) 一定选择这三个距离中最小者对应的点作为其前续格点, 这时此路径的累积距离为:

$$\mathbf{D}(i, j) = \mathbf{d}(i, j) + \min(\mathbf{D}(i-1, j), \mathbf{D}(i, j-1), \mathbf{D}(i-1, j-1)) \quad (4-7)$$

其中 $\mathbf{d}(i, j)$ 计算公式为

$$\mathbf{d}(i, j) = (\mathbf{s}(i) - \mathbf{m}(j))^2 \quad (4-8)$$

为了提高 MM 可靠性, 降低单次匹配中误匹配的影响, 本文将 WiFi 指纹识别中的 KNN 法引入 MM。该方法是在数据库中寻找与测量轮廓上的磁场梯度序列最接近的 K 个轮廓, 然后对这 K 个被选轮廓的坐标加权平均求取定位结果

$$\hat{\mathbf{r}} = \sum_{i=1}^k \left(\frac{c_i}{C} \mathbf{r}_i \right) \quad (4-9)$$

其中 $c_i = 1/d_i$, $C = \sum_{i=1}^k c_i$, \mathbf{r}_i 为第 i 个被选轮廓的位置, $\hat{\mathbf{r}}$ 为定位结果。

4.3 航迹推算/磁场匹配组合导航

本研究将基于传感器信息的 DR 分为两个模块：基于 INS 的定姿模块和基于 PDR 的定位模块，如图 4-2 所示。两个模块分别运行各自的卡尔曼滤波算法。定姿模块中使用陀螺姿态算法不断推算姿态，并使用多层次信息约束来提供量测。获取姿态信息后，将航向提供给定位模块，进行 PDR 位置推算。同时，当 MM 结果被判定可靠时，将其作为位置量测，修正 PDR 结果。因为定姿算法（和陀螺标定同时完成）已经在第三章中描述，因此本章进介绍定位卡尔曼滤波算法。

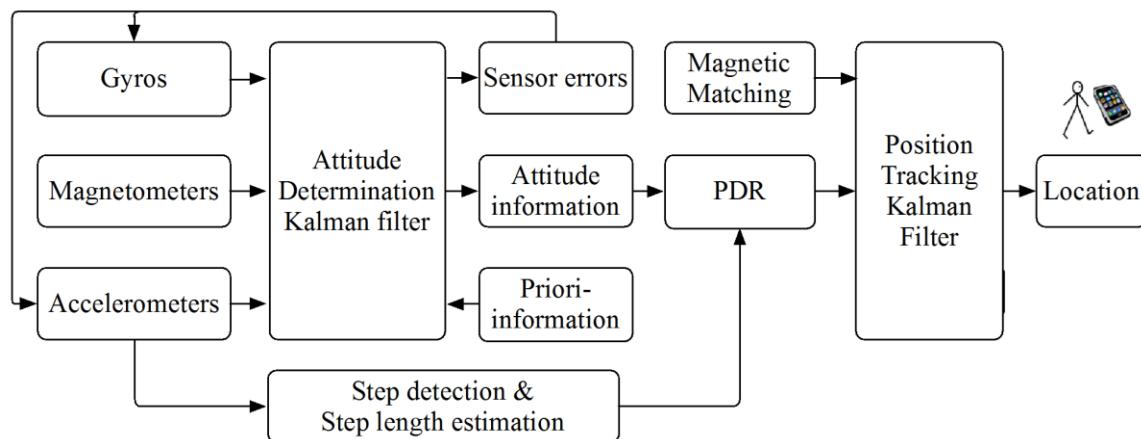


图 4-2. DR 算法流程图

4.3.1 定位卡尔曼滤波系统模型

定位卡尔曼滤波系统模型由连续时间 PDR 误差模型构成：

$$\begin{bmatrix} \delta\dot{\varphi} \\ \delta\dot{\lambda} \\ \delta\dot{\psi} \\ \delta\dot{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} (-v \sin \psi \cdot \delta\psi + \cos \psi \cdot \delta v) / (R_m + h) \\ (v \cos \psi \cdot \delta\psi + \sin \psi \cdot \delta v) / [(R_n + h) \cos \varphi] \\ w_\psi \\ w_v \end{bmatrix} \quad (4-10)$$

其中 φ 、 λ 、 ψ 及 v 依次为纬度、经度、航向和速度值， $\delta\varphi$ 、 $\delta\lambda$ 、 $\delta\psi$ 和 δv 为相应的误差。 w_ψ 和 w_v 分别为航向和速度噪声， R_M 和 R_N 分别为子午圈和卯酉圈曲率半径， h 为高程。

4.3.2 定位卡尔曼滤波量测模型

在这里，使用 MM 位置结果构造卡尔曼滤波量测模型：

$$\begin{bmatrix} \hat{\varphi}_{DR,k+1} - \tilde{\varphi}_{MM,k+1} \\ \hat{\lambda}_{DR,k+1} - \tilde{\lambda}_{MM,k+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \delta\varphi + n_\varphi \\ \delta\lambda + n_\lambda \end{bmatrix} \quad (4-11)$$

其中 $\hat{\varphi}_{DR}$ 和 $\hat{\lambda}_{DR}$ 为 DR 预测的纬度和经度, $\tilde{\varphi}_{MM}$ 和 $\tilde{\lambda}_{MM}$ 为 MM 的纬度和经度结果, n_φ 和 n_λ 为量测噪声。

因为 MM 易出现误匹配 [34, 99], 且室内环境通常复杂且不可预测, 组合导航系统最好能够自动设置 MM 结果的权重, 或者自动探测和剔除误匹配点。为了实现这个目的, 本章设计了一种包含两个层次的误匹配探测机制。该机制在下一小节中描述。

4.3.3 DR/组合导航质量控制机制

本章设计了一种包含两个层次的误匹配探测机制以提高 DR/MM 组合导航结果可靠性。第一层在 MM 层面, 通过考察一段时间内的环境磁场变化, 来剔除变化不明显的磁场指纹。第二层是在 DR/MM 组合层面, 本研究提出了两种策略: 策略 (a) 利用基于阈值的机制, 根据新的 MM 结果与历史 DR/MM 定位结果的距离来确定 MM 位置结果的不确定度(相应的量测方程的量测噪声)。策略 (b) 使用 AKF, 直接通过引入新息协方差矩阵来计算卡尔曼滤波增益矩阵, 而不需要调节卡尔曼滤波量测噪声阵。本节将分别介绍各部分。

(1) 第一层: 磁场数据层面的质量控制

作为一种匹配算法, 磁场变化越大、特征越丰富, 对 MM 越有利。因此, 在这一层采用如下准则剔除特征不明显的磁场指纹数据: 记某一时刻测量的磁场指纹序列为 T , 仅当 $Diff_T > th_{m1}$ 以及 $Std_T > th_{m2}$ 均成立时, 才使用该磁场指纹序列进行 MM。否则, 认为该时刻的磁场数据不可靠, 不进行 MM。 $Diff_T$ 和 Std_T 分别为磁场指纹序列 T 内元素变化范围(即最大元素与最小元素的差)和标准差, th_{m1} 和 th_{m2} 为变化范围和标准差相应的阈值。

(2) 第二层: DR/MM 组合层面(基于阈值的质量控制)

在这里, 第 k 时刻的 MM 位置结果不确定度可根据新的 MM 位置结果到 DR/MM 历史结果的距离 d_k 设定: 若 $d_k \leq th_{mm1}$ (近距离), 则 MM 位置不确定度设为 σ_{mm} ; 若 $th_{mm1} < d_k \leq th_{mm2}$ (中等距离), 则位置不确定度设为 $s_{mm}\sigma_{mm}$, 其中 s_{mm} 为标量; 若 $d_k > th_{mm2}$ (远距离), 则位置不确定度设为一个大值 σ_{mmMax} , 此时 MM 位置结果在卡尔曼滤波中权重很低, 对组合结果影响小。 th_{mm1} 和 th_{mm2} 为相应阈值, 其值分别设为 DR/MM 组合导航期望精度 σ_{mm} (如 5 m) 的 1 倍和 3 倍; s_{mm} 的值设为 d_k / σ_{mm} 。

(3) 第二层：DR/MM 组合层面（基于 AKF）

除了基于阈值的方法外，本研究还尝试了基于 AKF 的自适应方法。本文选用文献 [171] 中的 AKF 方法。该方法引入新息向量（新的 MM 位置结果与卡尔曼滤波系统方程预测的位置直接的差异）的协方差矩阵来计算卡尔曼滤波增益矩阵，而不需要调节卡尔曼滤波量测噪声阵。在该方法中，如果新息增大，新息协方差矩阵对应元素也将增大，从而进一步导致卡尔曼滤波增益矩阵相应元素变小。相关公式如下：

卡尔曼滤波预测：

$$\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{X}}_{k-1} \quad (4-12)$$

$$\mathbf{P}_{k/k-1} = \Phi_{k/k-1} \mathbf{P}_{k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (4-13)$$

估计新息协方差矩阵：

$$\tilde{\mathbf{Y}}_k = \mathbf{Z}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} \quad (4-14)$$

$$\hat{\mathbf{C}}_{\tilde{\mathbf{Y}}_k} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k \tilde{\mathbf{Y}}_k \tilde{\mathbf{Y}}_k^T \quad (4-15)$$

卡尔曼滤波更新：

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k/k-1} \mathbf{H}_k^T \hat{\mathbf{C}}_{\tilde{\mathbf{Y}}_k}^{-1} \quad (4-16)$$

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \hat{\mathbf{X}}_{k/k-1} + \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{Y}}_k \quad (4-17)$$

$$\mathbf{P}_k = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k] \mathbf{P}_{k/k-1} \quad (4-18)$$

其中 $\hat{\mathbf{X}}_{k/k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k/k-1}$ 分别为第 k 历元的先验状态向量估计和相应的协方差矩阵； $\hat{\mathbf{X}}_{k-1}$ 和 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 分别为第 $k-1$ 和 k 历元的后验状态向量估计， \mathbf{P}_{k-1} 和 \mathbf{P}_k 为相应的后验协方差矩阵； $\tilde{\mathbf{Y}}_k$ 和 $\hat{\mathbf{C}}_{\tilde{\mathbf{Y}}_k}$ 分别为新息向量和新息协方差矩阵； N 为利用 $\tilde{\mathbf{Y}}_k \tilde{\mathbf{Y}}_k^T$ 的滑动平均估计新息协方差矩阵的窗口长度； \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵， \mathbf{H}_k 为设计矩阵， \mathbf{Q}_{k-1} 为系统噪声矩阵， $\Phi_{k/k-1}$ 为系统转移矩阵， \mathbf{I} 为单位矩阵。

4.4 实验与结果

为了考察检验算法性能，使用 Samsung Galaxy S4 和小米 4 手机（S4 用来构建数据库，小米 4 用来定位）在两栋建筑里进行了行人导航测试。其中建筑 E 是一座现代化的大楼，内有大量金属结构和设施，因而有着丰富的磁场变化；而建筑 B 测试区域主要用于行人走动，磁场特征相对不明显。陀螺、加速度计、磁强计采样率均为 20 Hz，构建数据库时磁场数据插值间隔为 0.1 m。测试的动态为图 3-3 所示四种动态。

4.4.1 建筑 E 测试和结果

建筑 E 内磁场数据库使用 4.2.1 中走动测绘的方式，使用 4 条不同轨迹生成，如图 4-3 所示。每条轨迹持续时间为 5-10 分钟。路标点（起点、终点、拐角、路口以及其它人为设置的路标点）坐标和楼道的方向在 Google Earth 上获取。

为了评估所用走动测绘方式获取 RP 坐标的精度，测量者在已知长度的线路上行走 50 次，并比较 DR 结果和线路长度。经计算，多次实验中两者的差与线路长度的商的 RMS 为 1.12。因此，在不采取任何平均的机制的时候，使用 DR 结果作为 RP 位置可能带来的误差是整个线段长度的 10% - 20%，在线段较长时不可接受。为了保证 RP 坐标的精度，实验过程中相邻路标点之间的最大距离被严格限定在 10 m。即当某条线段长度长于 10 m 时，在该线段上每隔 10 m 人为设定路标。在这种情况下，使用 DR 结果作为 RP 位置可能带来的误差是 1 - 2 m。再考虑到基于匀步长假设在线段上插值求取各脚步点坐标的过程中包含的平均机制，实际中各脚步点的位置误差应远小于 1 - 2 m（最大位置误差出现在线段中部）。因此，该走动测绘的方式生成的 RP 位置精度足以满足生成数据库以及行人导航参考轨迹的需求。



图 4-3. 用于生成磁场数据库的轨迹

图 4-4 展示了数据库中 RP 的分布，点的颜色表示该点的磁场强度。在室外，大多数点上磁场强度在 0.5 - 0.6 Gauss (本地磁场强度为 0.57 Gauss)；室内的磁场强度则变化明显，变化范围达到了 0.3 - 0.8 Gauss。

MM 算法中，轮廓长度设定为 10 倍步长：当判断用户已经走了 10 步后，进行第一次 MM。之后，用户每走一步，使用最近的 10 步内磁场数据构造测量的磁场指纹。KNN 中 k 值设为 3。第一层质量控制相关阈值设定为 $th_{m1} = 0.15$ Gauss, $th_{m2} = 0.1$ Gauss；第二层质量控制相关阈值设定为 $th_{mm1} = 10$ m, $th_{mm2} = 20$ m, $\sigma_{mm} = 5$ m；AKF 中 N 值设定为 3。

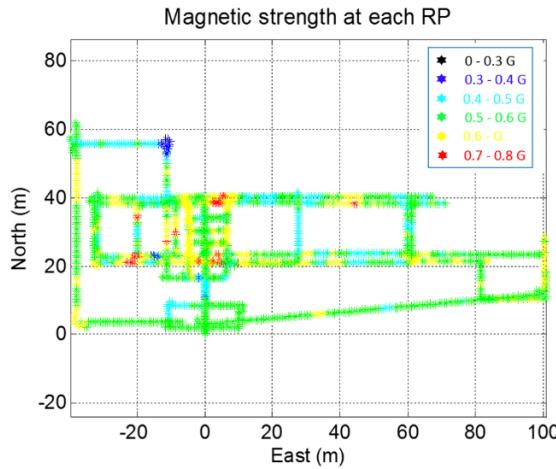


图 4-4. 建筑 E 磁场分布

图 4-5 展示了一次测试中各时刻测量的磁场指纹中总磁场强度的变化范围。其中 X 轴上亮黄色和亮蓝色分别指示室外和室内。可以看出，室内环境中的各磁场指纹内元素的变化比室外显著。因此，室内环境更适合使用 MM。图 4-6 展示了其中一次测试过程中，磁强计提供的航向结果。因为室内磁场干扰的存在，图中磁强计提供的航向（红色虚线）与航向真值（天蓝色实线）之间的差异达到了 100 deg。

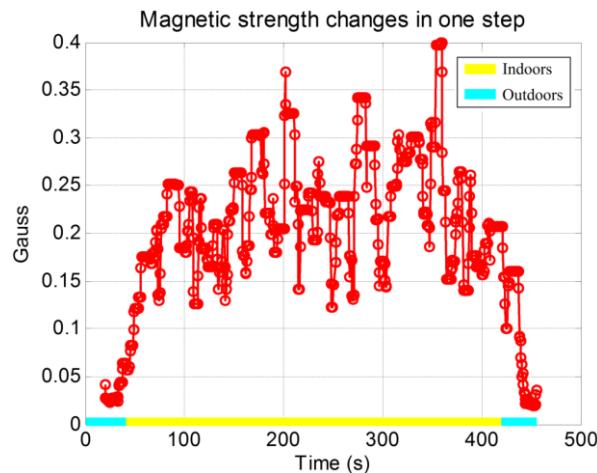


图 4-5. 建筑 E 测试中各时刻测量的磁场指纹中总磁场强度的变化范围

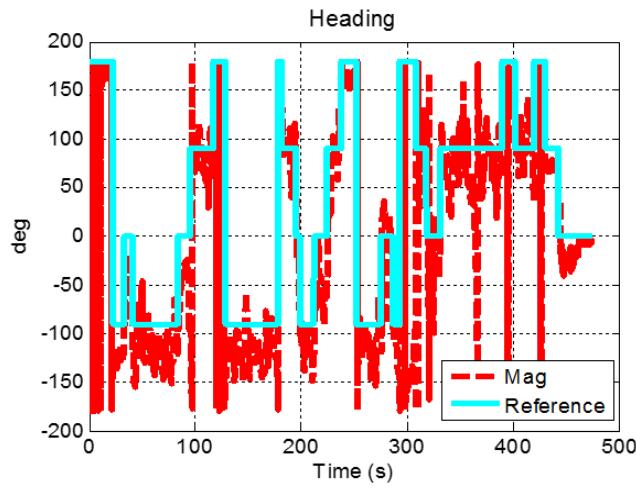


图 4-6. 建筑 E 中测试磁强计提供的航向

建筑 E 中测试轨迹见图 4-7。该轨迹比数据库构建所用轨迹更为复杂。每次测试时间为 6 min。接下来考察如下六种定位技术或组合的导航结果：

- (1) DR;
- (2) MM1：使用第一层质量控制的 MM；
- (3) MM2：使用第一层和第二层（基于阈值）质量控制的 MM；
- (4) DR/MM1：DR 与 MM1 组合卡尔曼滤波；
- (5) DR/MM2：DR 与 MM2 组合卡尔曼滤波；
- (6) DR/MM3：DR 与 MM1 组合 AKF。



图 4-7. 室内导航测试轨迹

如图 3-3 所示，随手摆动和裤兜模式下设备的动态大于手持端平和打电话。因此，这里展示手持端平和随手摆动的结果作为示例，如图 4-8 和 4-9 所示。各图中 (a)–(f) 依次为 DR、MM1、MM2、DR/MM1、DR/MM2 和 DR/MM3 的结果。

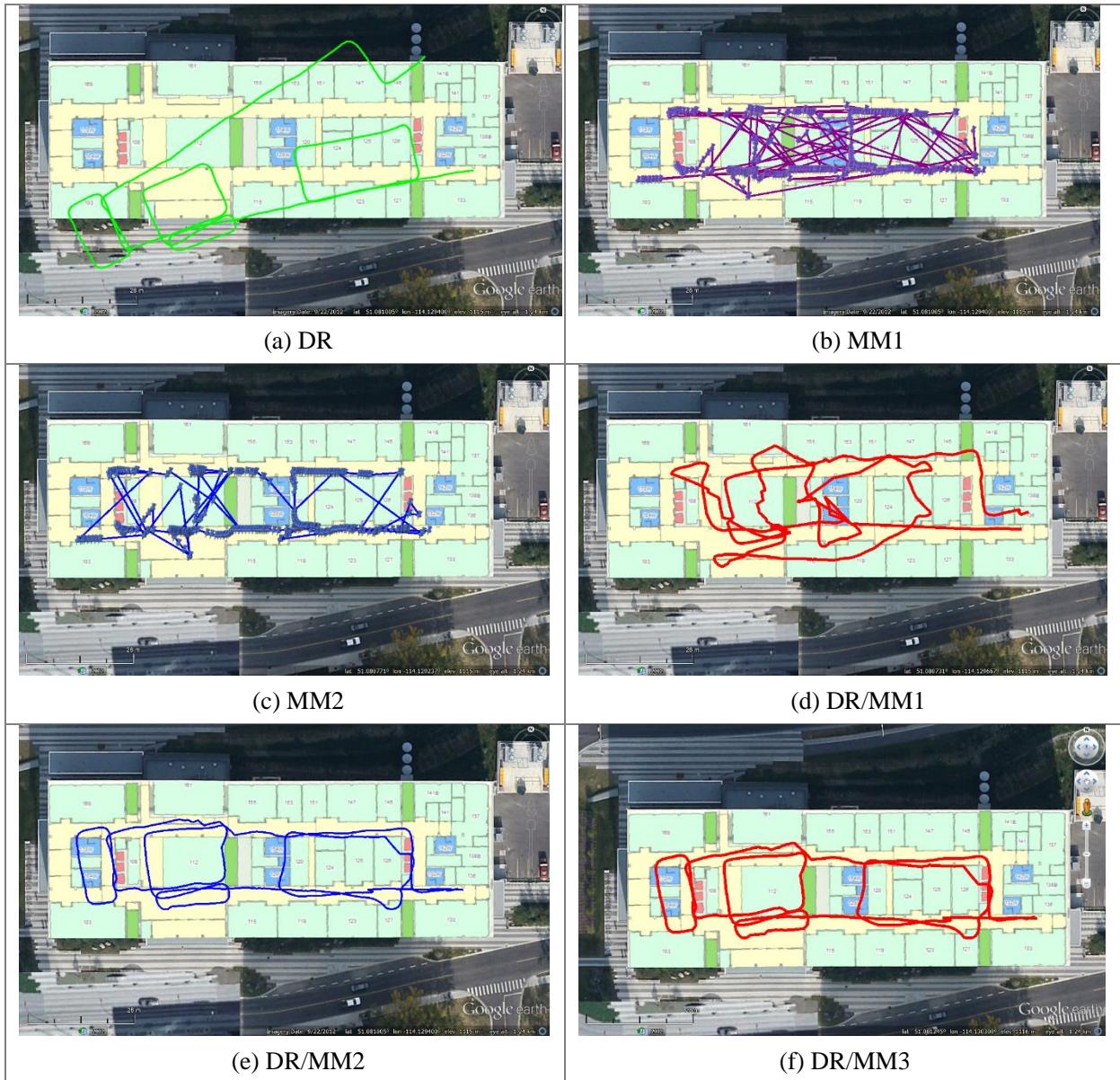


图 4-8. 建筑 E 行人导航结果，手持端平

如图 4-8 和 4-9 所示，DR 结果连续且与真实轨迹形状相近；但是，航向误差不断累积并导致位置误差。因此，要提供长期导航精度，需要其它技术来修正 DR 结果。即便是在使用第一层质量控制剔除变化不明显的磁场指纹后，MM 结果还是存在明显的误匹配现象。

因此，有必要在组合的层面进一步降低或消除误匹配的影响。当以阈值的方式使用了第二层质量控制之后，大多数误匹配被探测出并剔除，显示了质量控制的有效性。

因为 MM1 误匹配的存在，DR/MM1 组合的结果在很多地方出现了形变并偏离真实轨迹。而加上第二层质量控制之后，DR/MM2 和 DR/MM3 结果中误匹配的影响被有效控制。

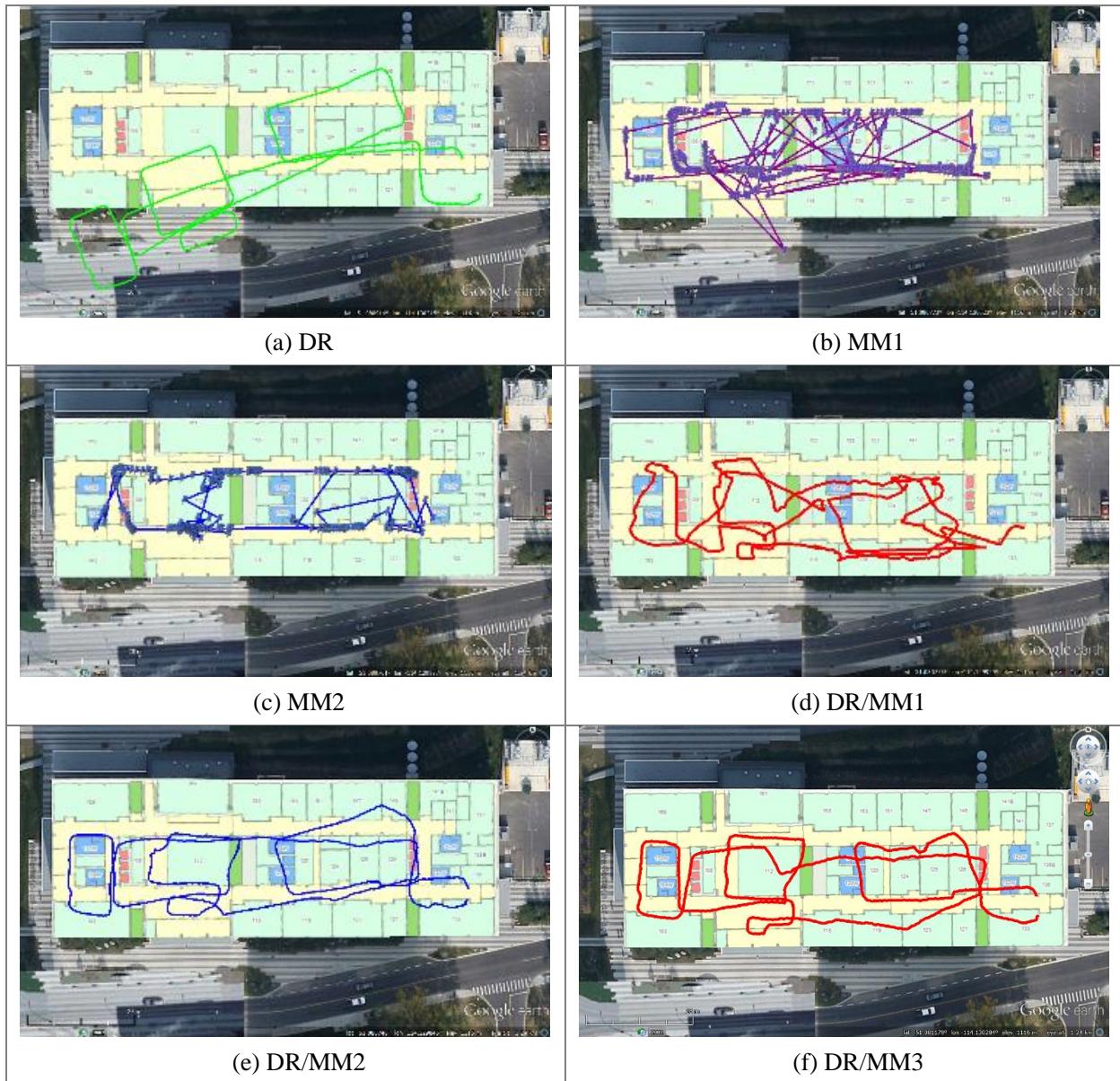
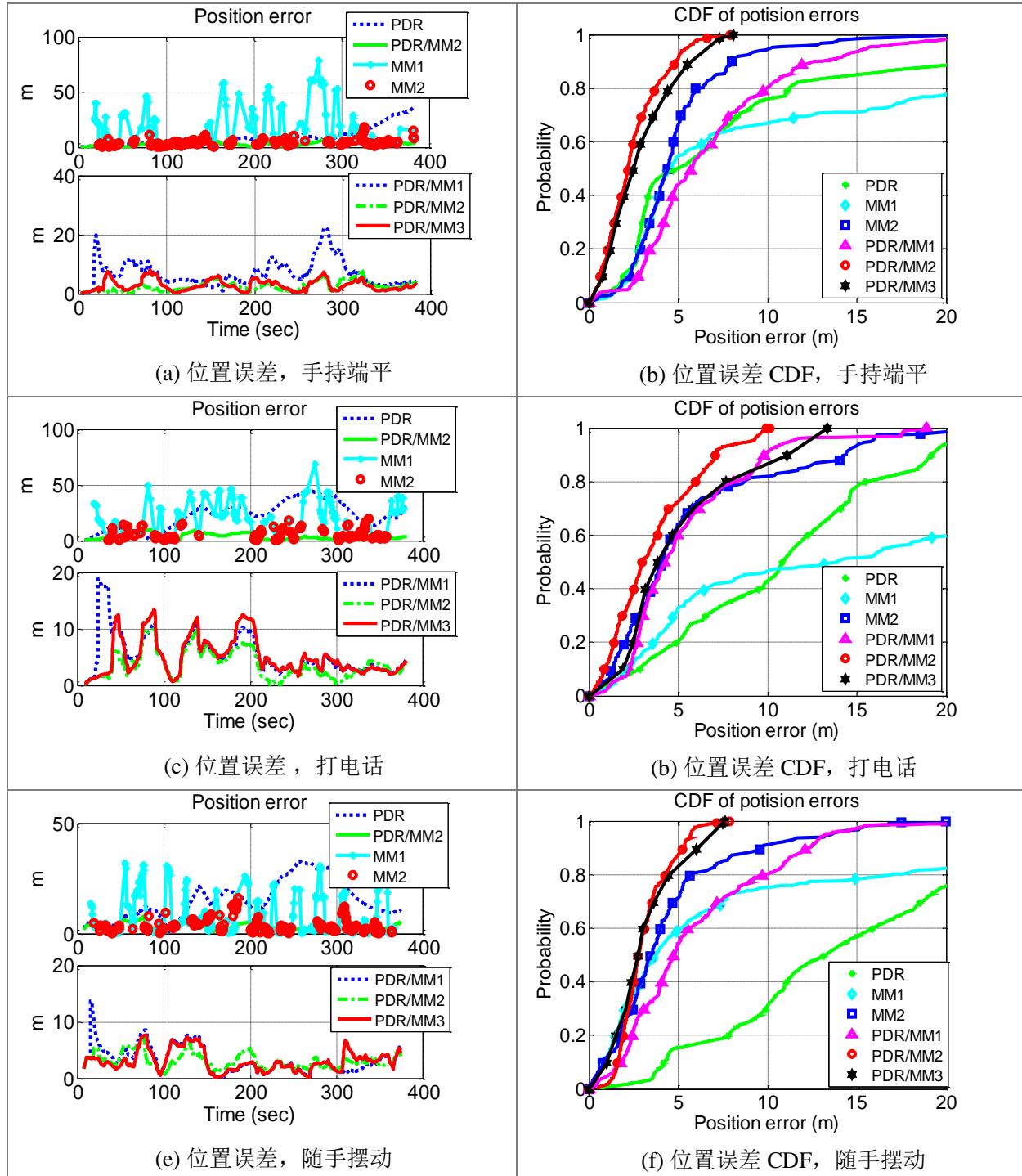


图 4-9. 建筑 E 行人导航结果，随手摆动

图 4-10展示了上述各种方案在四种动态下导航结果的位置误差（即各时刻导航结果和该时刻对应的位置参考真值的差异）。参考真值通过第 4.2.1 节中走动测绘的方式获得。

左侧各图为位置误差时间序列，右侧各图为相应的累积分布函数（CDF）。表 4-1 统计了定位误差的 RMS。



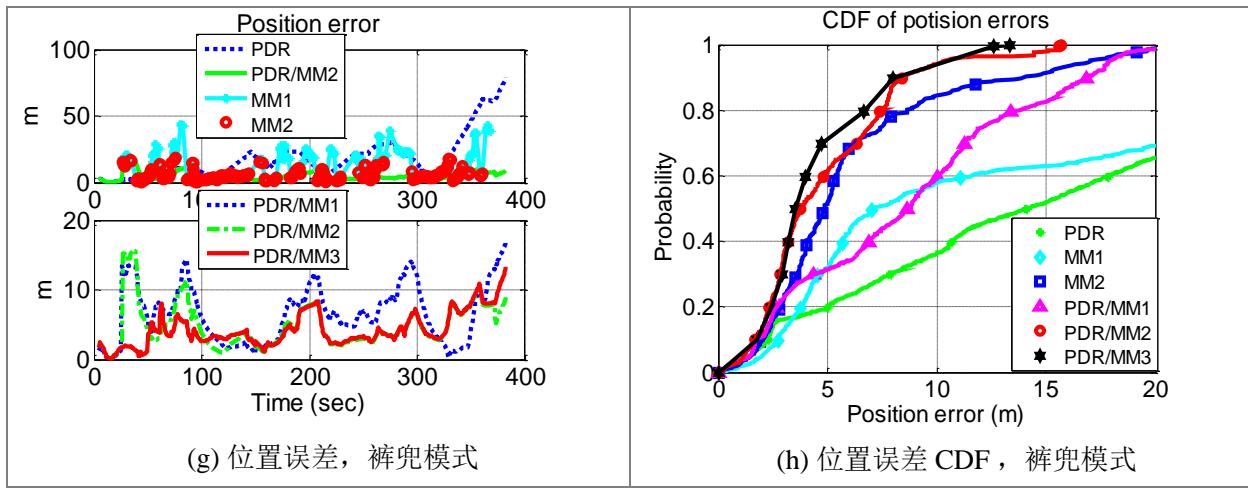


图 4-10. 建筑 E 不同运动模式下导航位置误差及其 CDF

表 4-1. 建筑 E 实验位置误差 RMS 值 (单位: m)

运动模式	DR	MM1	MM2	DR/MM1	DR/MM2	DR/MM3
手持端平	11.4	20.9	5.8	8.1	2.9	3.4
打电话	12.2	25.4	7.5	6.5	4.4	6.0
随手摆动	17.2	13.7	5.7	7.4	3.4	3.6
裤兜模式	24.4	18.2	7.7	10.2	5.8	4.9
综合	17.1	20.0	6.7	8.2	4.3	4.6

MM1 结果与区域 (图中表现为时间) 有关: 在某些时段 MM1 误差小于 10 m 且波动较小, 显示了提供精确导航的潜力; 但是, 同时在一些时段出现了超过了 30 m 的 MM1 误差, 例如 50-100 s、150-200 s 以及 250-300 s。最大的 MM1 误差甚至超过了 60 m。当使用了第二层质量控制后, MM2 结果中最大位置误差被降低到了 20 m。

DR/MM2 和 DR/MM3 的定位误差在四种动态下均处在相同的水平, 表明通过和 MM 组合, 降低了运动模式对 DR 性能的影响。此外, DR/MM2 和 DR/MM3 的误差显著小于 DR/MM1。例如, 在手持端平测试中 0-100 s 以及 250-300 s 时段显著的位置误差在 DR/MM2 和 DR/MM3 结果中被消除。该结果进一步证明了质量控制对 DR/MM 组合导航的重要性。

使用第二层质量控制 (阈值方法) 后, MM 误差的 RMS 从 20.0 m 降低到了 6.7 m (改进 66.5 %)。当使用后者结果作为位置量测和 DR 组合时, 将位置误差的 RMS 降低到了 4.3 m。与此同时, 当使用 AKF 的方法进行第二层质量控制时, 位置误差的 RMS 为 4.6 m。

该结果表明基于阈值和 AKF 的方法均可以显著降低 MM 误匹配对 DR/MM 组合导航结果的影响。当其它定位技术（如 WiFi、BLE）可用时，有望进一步提高导航精度。

4.4.2 建筑 B 内测试和结果

建筑 B 内测试区域的主要用途是供人行走。相比建筑 E，建筑 B 内金属、电子设备较少，磁场特征相对不明显。测试区域大小约为 $140 \times 60 \text{ m}^2$ 。图 4-11 和 4-12 分别展示了建筑 B 内测试环境和测试轨迹。图 4-12 中颜色代表磁场强度。

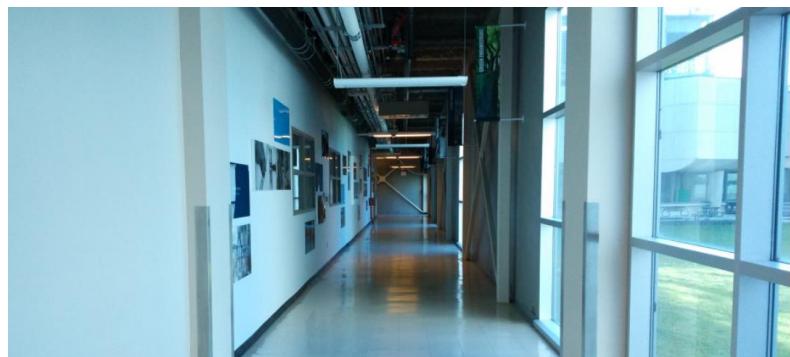


图 4-11. 建筑 B 内测试环境

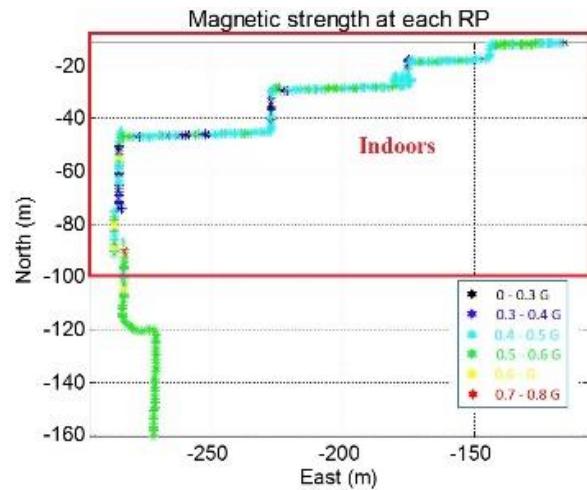


图 4-12. 建筑 B 内测试轨迹及磁场分布

因为实际应用环境多复杂且不可预测，因此，尽管建筑 B 内环境与建筑 E 不同，本次实验中还是使用与建筑 E 实验相同的参数来处理建筑 B 内数据。图 4-13 展示了手持端平的结果作为示例，其中(a) - (f) 分别为 DR、MM1、MM2、DR/MM1、DR/MM2 和 DR/MM3 导航结果。

与建筑 E 内结果类似，建筑 B 内 MM1 的结果中出现了误匹配。相应地，DR/MM1 的结果在中间段出现了形变并偏离了相应的位置真值，但在最后一段被修正回正确的轨迹。第二层质量控制（基于阈值或者 AKF）剔除了大多数 MM 误匹配，并将 MM 误匹配在 DR/MM 组合导航中的影响显著减小。图 4-14 展示了定位误差（左）和相应的 CDF（右）。

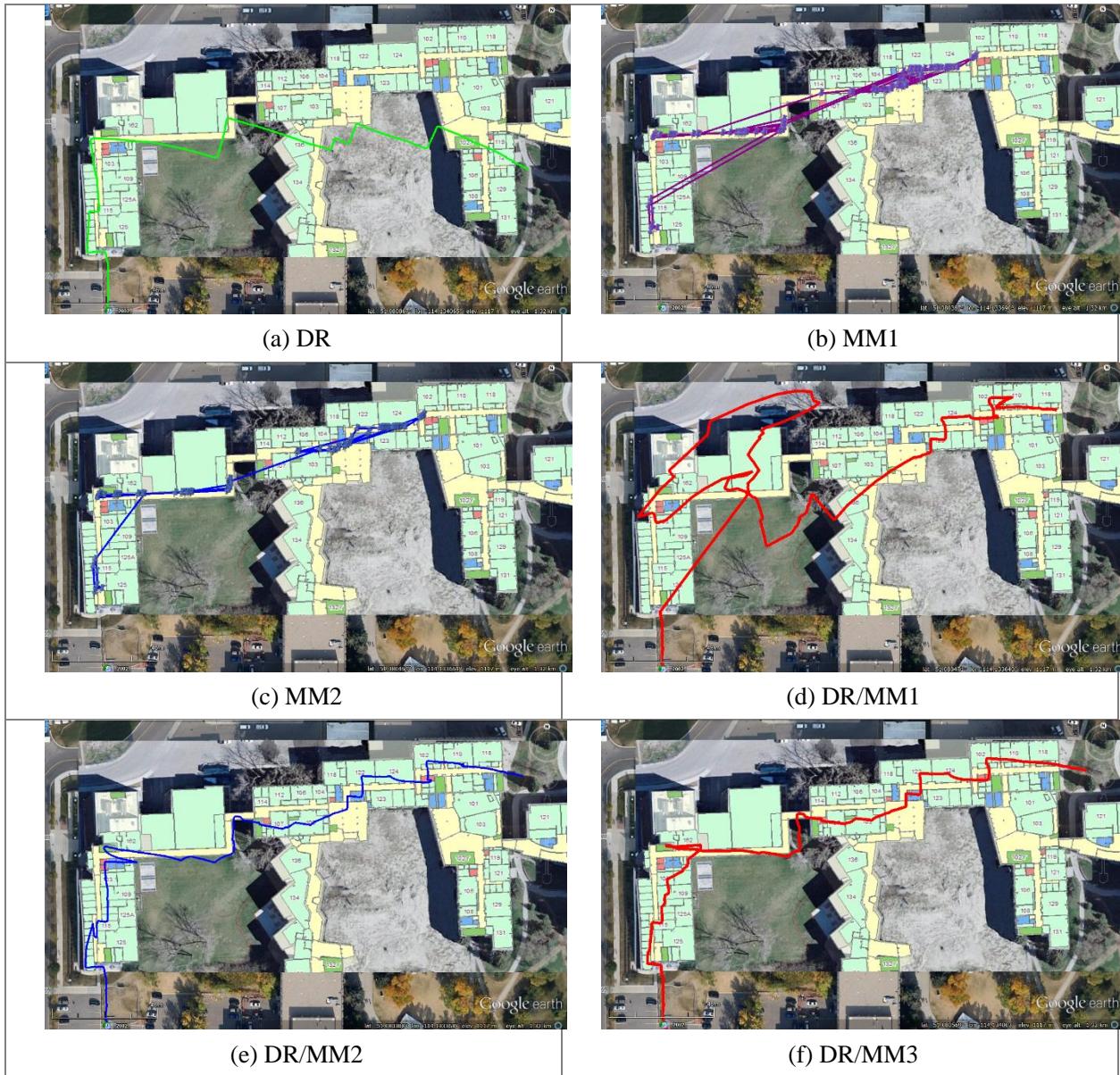


图 4-13. 建筑 B 内导航结果，手持端平

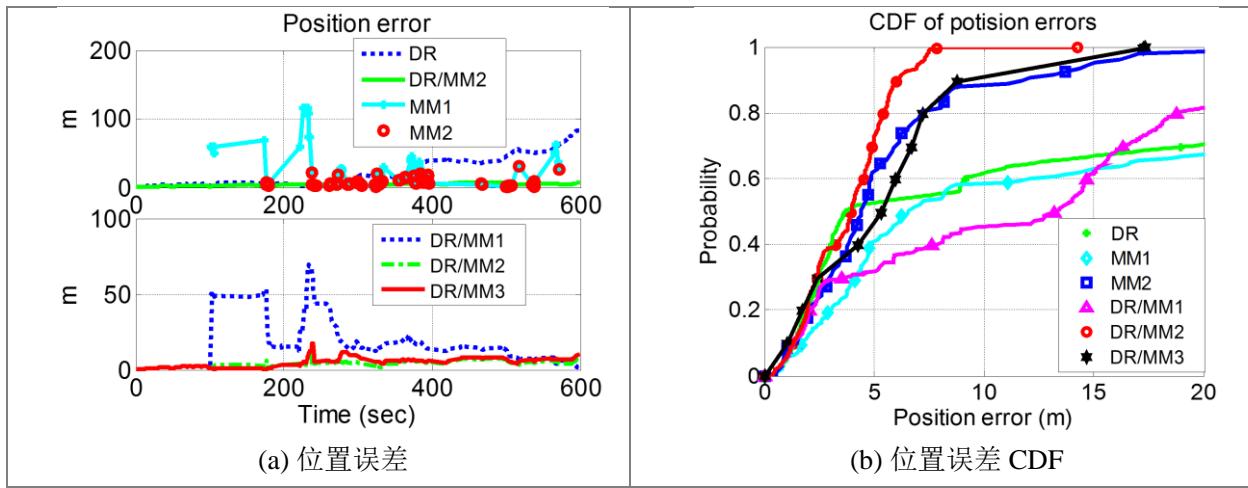


图 4-14. 建筑 B 内导航位置误差及 CDF，手持端平

建筑 B 内 MM1 结果相比建筑 E 内结果更为稀疏。其主要原因是因为建筑 B 内磁场分布特征没有建筑 E 内明显，所以第一层质量控制剔除了更多的磁场指纹。在 100 - 300 s 间 DR/MM1 结果出现了明显的位置误差（大小超过 40 m），而在 DR/MM2 和 DR/MM3 结果中这些误差被减弱到了 10 m 以下。在 240 s 处，DR/MM3 误差出现了一个峰值，说明 AKF 算法并未完全消除该时刻突然出现的 MM 误匹配的影响。尽管存在该误差，大多数 DR/MM2 和 DR/MM3 的误差小于 10 m。表 4-2 汇总了建筑 B 内位置误差的 RMS 值。

表 4-2. 建筑 B 实验位置误差 RMS 值（单位：m）

运动模式	DR	MM1	MM2	DR/MM1	DR/MM2	DR/MM3
手持端平	30.2	26.0	7.1	20.9	5.1	5.7
打电话	18.1	24.1	7.3	12.2	5.0	5.4
随手摆动	20.4	17.1	7.4	14.1	5.4	5.7
裤兜模式	13.7	21.5	5.8	16.1	5.2	5.4
综合	21.3	22.6	6.9	16.2	5.2	5.6

建筑 B 内 MM1 误差的 RMS 值 (22.6 m) 比建筑 E 内结果 (20.0 m) 大 11.5 %。引入第二层质量控制机制后，建筑 B 内 MM2 误差的 RMS 值 (6.9 m) 与建筑 E 内结果 (6.7 m) 差异仅为 2.9 %。可见，通过使用第二层质量控制机制，可进一步降低环境对导航吸能的影响。

基于阈值的方法和基于 AKF 的方法均有效降低了 DR/MM 误差。建筑 E 实验中基于两种方法的位置误差 RMS 分别为 4.3 m 和 4.6 m，而建筑 B 实验中基于两种方法的位置误差分别为 5.2 m 和 5.6 m。相比没有质量控制的 DR/MM 结果，建筑 E 中基于两种方法结果

分别提高了 47.6 % 和 43.9 %，而建筑 B 中分别提高了 67.9 % 和 65.4 %。因为基于阈值和基于 AKF 的方法都不需要人为干预（阈值由软件根据事先设置的预估位置精度自动设置）。两者位置误差的 RMS 值在建筑 E 和 B 中的差异分别仅为 0.3 m 和 0.4 m (7.1 % 和 6.5 %)，总体而言性能相当。

4.5 小结

本章的研究表明了使用智能手机中内置 MEMS 传感器和室内磁场特征进行连续和可靠的导航的潜力。问题的关键在于如何剔除 MM 误匹配，或者控制这些误匹配对组合导航性能的影响。为了测试 DR/MM 组合导航算法，使用两部智能手机，在两个磁场环境不同的室内环境中对四种运动模式下进行了测试。结果表明基于阈值和基于 AKF 的方法均有效降低了 MM 误匹配的影响。在室内磁场干扰频繁和严重的建筑 E 内，两种方法多次实验位置误差的 RMS 值分别为 4.3 m 和 4.6 m；在室内磁场特征相对不明显的建筑 B 内，两种方法位置误差的 RMS 值分别为 5.2 m 和 5.6 m。本文中 DR/MM 组合导航算法的优势在于其完全自主且结果可靠（没有跳点）。

因为室内行人应用环境的复杂性和不可预测性，WiFi、BLE 等外部定位方式性能易仍受到 AP 分布、信号强度波动、数据库时变性等因素的影响。在这种情况下，本章的自主导航算法可在外部定位技术短期不可用或不可靠时提供连续的导航结果。此外，当外部定位技术可用时，可与本章算法组合提供更平滑和可靠的导航结果。这点将在下一章介绍。

5 改进的航迹推算/WIFI/磁场特征匹配组合导航算法

5.1 引言

本章的目的是利用公共场合现有 WiFi 布设，进一步提高基于移动智能终端的行人导航性能。如第 1.2.1 节所述，WiFi 信号发射和接收装置的普及有效地推动了基于 WiFi 的室内定位的发展。但另一方面，作为一种低成本无线定位手段，WiFi 定位的性能受到了一些因素的制约，例如信号可用性和 AP 几何分布、RSS 波动（可能由 NLoS 条件、多径效应等诸多因素造成）、数据库时变性等。尽管这些因素的影响可以通过增补或选择性使用 AP、使用考虑环境因素的信号传播模型、周期性地更新数据库等手段进行缓解。但由于室内环境的复杂性和多样性，很多时候难以对应用环境进行系统的考察并有针对性地改善其信号分布；而现有数据库更新方法多费时费力（众包的方法省去了专门的数据库更新环节，但目前可靠性还是一个难题）。当有上述误差源的影响存在时，WiFi 定位的性能都可能受到影响。

第四章的研究展示了使用 MEMS 传感器和室内磁场特征提供连续可靠导航结果的可能性。从估计理论的角度，可以期望的是加入更多的信息可以提高系统的性能。而从工程的角度，新信息带来的效果很大程度上取决于对其利用的方式：不同的信息融合方式可能带来不同的结果。造成这一现象的重要原因是每种技术都有各自的优势和劣势（取决于应用场景和需求），如第一、二章所述。因此，对于多传感器信息融合而言，一个重要的问题就是如何最大化各技术的优势并避免其劣势。为了达到这个目的，本文在对各种可用技术及其组合（如 DR、WiFi、MM、WiFi/MM、DR/WiFi、DR/MM）进行研究和测试的基础上，设计了两种 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构。具体来讲，本章的主要内容包括如下三个层面：

- 1) WiFi 定位层面。本章通过引入 DR 提供的短期历史轨迹信息以及数据库内 RP 间几何关系，提出了一种用于 WiFi 指纹识别的轮廓匹配算法。该算法将 WiFi 指纹维度从一维扩展到多维，从而大大增加了指纹信息的丰富性。为了解决行人导航中短期历史轨迹长度测量不准确的问题，本文将多维动态时间规整（MD-DTW）算法引入到 WiFi 定位中。此外，本章还介绍了 WiFi 定位中的几个重要问题，如 AP 定位和传播参数估计、差分 RSS。
- 2) WiFi 和 MM 组合层面。本章发现了 WiFi 和 MM 的互补特性（WiFi 误匹配率较低但结果波动较大，而 MM 正好相反），并提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法（本章记

为 WiFi/MM 算法）。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量。该 WiFi/MM 算法对于没有内置陀螺的中低端移动智能终端格外重要。即使设备无法进行 DR 导航，也可以使用加速度计提供的脚步信息，运行本 WiFi/MM 算法，提供优于 WiFi 和 MM 的导航结果。

- 3) DR、WiFi 和 MM 组合层面。本章设计并测试了两种组合导航算法结构。其中结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来确定 MM 搜索范围。这两种结构将在第 5.4 节具体介绍。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本章针对两种结构均设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多了至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。

本章内容安排如下：第 5.2 节介绍 WiFi 指纹识别算法；第 5.3 节描述 WiFi/MM 算法；第 5.4 节展示 DR/WiFi/MM 算法；第 5.5 节为测试和结果，而第 5.6 节为本章小结。

5.2 WiFi 指纹识别

WiFi 指纹识别包含两个阶段：数据库构建阶段和定位阶段。该研究使用走动测绘的方法同时生成 WiFi 和磁场数据库，具体方法见第 4.2.1 节。与磁强计不同，目前 Android 智能手机则多对 WiFi 数据更新率有限制，例如使“WifiManager”类采集数据时，测试的 Samsung Galaxy S3，S4 和小米 4 手机 WiFi 数据更新率约为 0.3 Hz，测试的 Google Nexus 7 平板电脑 WiFi 数据更新率约为 1 Hz。因为数据更新率低，所以仅当探测到 WiFi 数据更新时，将最近的脚步点作为一个 RP。

图 5-1 为 WiFi 定位的流程图。采集到原始 RSS 数据后，第一步是进行预处理，以提高 RSS 可靠性：首先，低于阈值（如 -90 dBm）的 RSS 被剔掉不用；此外，对最新的 2-3 次 RSS 量测求平均来获取平滑后的 RSS 作为当前时刻的 RSS 指纹测量值。经过预处理后，若可用 RSS 足够多（本研究中不小于 4），则使用公式（2-2）将 RSS 指纹测量值与数据库内 RP 对应 RSS 指纹对比，从数据库中依次找出指纹与 RSS 指纹量测值最接近（如欧氏距离最小）的 k 个 RP。之后，考察选定的 k 个 RP：这 k 个点的坐标应该相互接近；否则，远离其它点的 RP 被剔除。之后，使用公式（2-3）对剩余 RP 的坐标加权平均，求取定位结果。最后，对该定位结果进行检验。若该定位结果与历史定位信息接近，则使用该结果作为当前时刻定位结果；否则，将该结果作为误匹配予以剔除。

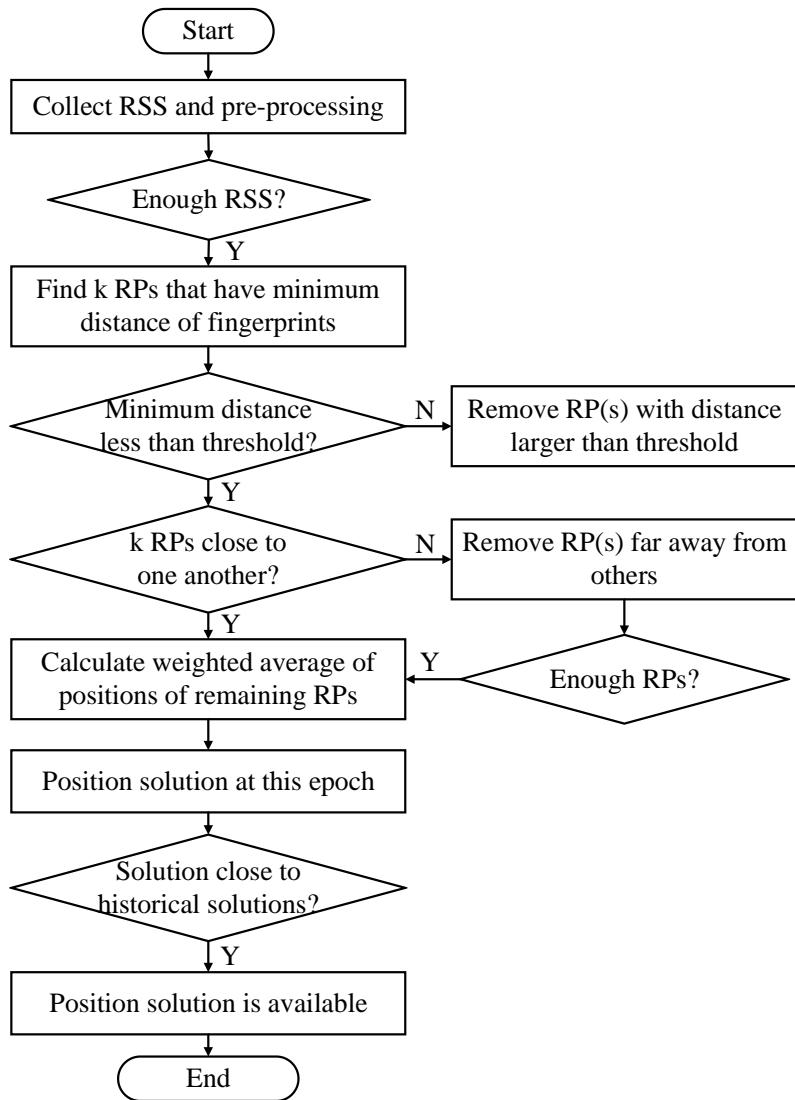


图 5-1. WiFi 指纹识别流程图

本节接下来首先介绍两个 WiFi 定位中的重要问题，包括 AP 定位和信号传播参数确定、以及差分指纹。之后，给出一种基于短期 DR 测量轨迹的轮廓匹配（基于轮廓的 WiFi 指纹识别）方法。

5.2.1 热点定位和信号传播参数确定

尽管指纹识别可以在没有任何 AP 位置或者信号传播模型的情况下完成定位，对于 AP 位置和传播模型的考察仍然是重要的工作：（1）通过这个过程，可以获取 AP 的分布，甚至确定各 AP 对定位的重要性程度。基于对 AP 分布的研究，可以对 AP 进行选择性使用（或者根据其作用分配不同的权重）或者在分布薄弱的地方适当增补 AP，以保证足够强

度的几何分布。（2）利用估计得到的 AP 位置和信号传播参数，可以对信号指纹进行预测。因为数据库构建费时费力，所以通常难以覆盖所有区域。对于数据库生成过程中没有测绘到的区域，可以使用 AP 位置和信号传播模型预测出其信号指纹，以保证可在该区域进行指纹识别定位。

第 1.2.1 节已经综述了现有 AP 定位和信号传播参数估计方法。与前人工作相比，本文使用基于多传感器的导航信息，同时估计各 AP 位置和 RSS 信号传播参数。因此，该方法能够基于日常用户导航数据以众包的形式使用 [172]。

无线信号传播模型可以简化的形式表示为 [173]：

$$\text{RSS} = -10n \log_{10}(\sqrt{(x_0 - \mathbf{x}_u)^2 + (y_0 - \mathbf{y}_u)^2}) - A + X_\sigma \quad (5-1)$$

其中 n 为路径损耗指数，室内环境典型取值范围为 $2 \sim 6$ ， A 为常数，取值范围为 $0 \sim 100$ ， X_σ 为阴影效应等因素的影响，实际中常建模为零均值高斯白噪声 [174]。
 $\text{RSS} = [\text{RSS}_1, \text{RSS}_2, \dots, \text{RSS}_k]^T$ 为 RSS 测量值， (x_0, y_0) 为 AP 位置， $\mathbf{x}_u = [x_1, x_2, \dots, x_k]^T$ 和 $\mathbf{y}_u = [y_1, y_2, \dots, y_k]^T$ 分别为一系列用户位置的两个维度。

根据 (5-1)，包含 AP 位置和传播参数平差的隐式观测模型如下：

$$f(\mathbf{x}, \mathbf{L}) = (x_0 - \mathbf{x}_u)^2 + (y_0 - \mathbf{y}_u)^2 - 10^{-\frac{\text{RSS}+A}{5n}} = 0 \quad (5-2)$$

其中 $\mathbf{x} = [x_0, y_0, n, A]^T$ 和 $\mathbf{L} = [\mathbf{x}_u^T, \mathbf{y}_u^T, \text{RSS}^T]^T$ 分别为状态向量和观测向量， \mathbf{L} 的协方差矩阵可设置为 $\mathbf{C}_L = \text{diag}([\sigma_{x_1}^2 \ \sigma_{y_1}^2 \ \sigma_{\text{RSS}_1}^2 \ \dots \ \sigma_{x_k}^2 \ \sigma_{y_k}^2 \ \sigma_{\text{RSS}_k}^2])$ ，其中 $\sigma_{x_i}^2$ 、 $\sigma_{y_i}^2$ 和 $\sigma_{\text{RSS}_i}^2$ 分别为 x_i 、 y_i 和 RSS_i 的方差。在初始点 $\mathbf{x}^0 = [\text{mean}(\mathbf{x}_u), \text{mean}(\mathbf{y}_u), 3, 35]^T$ 处将 (5-2) 泰勒公式展开后线性型式为 [175]

$$\mathbf{w} + \mathbf{A}\delta + \mathbf{Bv} = 0 \quad (5-3)$$

$$\mathbf{A} = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}^0, \mathbf{L}_{obs}} = \begin{bmatrix} 2(x_0^0 - x_1) & 2(y_0^0 - y_1) & -10^{-\frac{\text{RSS}_1+A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)(\text{RSS}_1+A^0)}{5(n^0)^2} & 10^{-\frac{\text{RSS}_1+A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)}{5n^0} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 2(x_0^0 - x_k) & 2(y_0^0 - y_k) & -10^{-\frac{\text{RSS}_k+A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)(\text{RSS}_k+A^0)}{5(n^0)^2} & 10^{-\frac{\text{RSS}_k+A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)}{5n^0} \end{bmatrix}_{k \times 4} \quad (5-4)$$

$$\begin{aligned}
\mathbf{B} &= \frac{\partial f}{\partial \mathbf{L}} \Big|_{\mathbf{x}^0, \mathbf{L}_{obs}} \\
&= \left[\begin{array}{ccc}
2(x_1 - x_0^0) & 2(y_1 - y_0^0) & 10^{-\frac{RSS_1 + A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)}{5n^0} \\
&&\ddots \\
&&2(x_k - x_0^0) & 2(y_k - y_0^0) & 10^{-\frac{RSS_k + A^0}{5n^0}} \cdot \frac{\ln(10)}{5n^0}
\end{array} \right]_{k \times 3k}
\end{aligned} \tag{5-5}$$

其中， \mathbf{L}_{obs} 和 $\mathbf{C}_{l_{obs}}$ 分别为观测向量及其协方差矩阵， $\mathbf{w} = f(\mathbf{x}^0, \mathbf{L}_{obs})$ 为闭合差向量， \mathbf{A} 和 \mathbf{B} 为设计矩阵。 x_0^0 、 y_0^0 、 n^0 和 A^0 分别为各待估状态的 Taylor 公式展开点， k 为测量点的数目。使用式 (5-3) 进行最小二乘计算的结果为

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{d}} &= -(\mathbf{A}^T (\mathbf{B} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T (\mathbf{B} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{B}^T)^{-1} \mathbf{w} \\
\hat{\mathbf{k}} &= (\mathbf{B} \mathbf{P}^{-1} \mathbf{B}^T)^{-1} (\mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} + \mathbf{w}) \\
\hat{\mathbf{v}} &= -\mathbf{P}^{-1} \mathbf{B}^T \hat{\mathbf{k}} \\
\hat{\mathbf{x}} &= \mathbf{x}^0 + \hat{\mathbf{d}} \\
\hat{\mathbf{L}} &= \mathbf{L}_{obs} + \hat{\mathbf{v}}
\end{aligned} \tag{5-6}$$

其中 $\mathbf{P} = \mathbf{C}_{l_{obs}}^{-1}$ 。该过程通常需要重复 (5-3) - (5-6) 进行迭代计算，直至 $\hat{\mathbf{d}}_{(i+1)} - \hat{\mathbf{d}}_{(i)}$ 趋近于 0。参数估计精度由几何精度因子 (DOP) 矩阵提供 [176]。

文献 [50, 177] 中研究表明无线定位中不同 AP 提供的信息对定位的贡献不同。因此，文献 [50] 研究了不同 AP 对定位的作用，并提出了一种度量 AP 重要性的机制。该机制的基本思路是计算不同 RP 上信号指纹的差异，并使用指标 η_d 来代表第 d 个 AP 的重要程度： η_d 值越小，则表示通过该 AP 的信号难以分辨出不同位置，因为该信号强度在不同位置上变化不明显。 η_d 的计算公式为

$$\eta_d = \frac{1}{R \cdot n_r} \sum_{r=1}^R \sum_{t=1}^{n_r} [x_{r,d}(t) - \bar{x}_d] \tag{5-7}$$

其中 $\bar{x}_d = \frac{1}{R \cdot n_r} \sum_{r=1}^R \sum_{t=1}^{n_r} x_{r,d}(t)$ ， R 为 AP 数目， n_r 为第 r 个 RP 上接收到的 RSS 数目， $x_{r,d}(t)$

为第 d 个 AP 在第 r 各 RP 上的第 t 次 RSS 量测。

5.2.2 差分 RSS

使用差分 RSS 能够有效降低 WiFi 接收设备差异性的影响。下面对此点进行说明。无线信号发射端和接收端信号强度的关系可以由如下路径损耗模型表示 [178]:

$$P(d) = P(d_0) + K - 10n \log_{10} \left(\frac{d}{d_0} \right) + w_d \quad (5-8)$$

其中 d 为接收端距离发射端的距离, $P(d)$ 为距离为 d 时接收端的信号强度, K 为与天线性能相关的常值, w_d 为噪声, $P(d_0)$ 为 AP 处发射信号强度, 可以建模为 [172]

$$P(d_0) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{AP} G_{AP} G_{RC} \lambda_{AP}^2}{16\pi^2 d_0^2 L} \right) \quad (5-9)$$

其中 P_{AP} 为 AP 发射功率, G_{AP} 和 G_{RC} 分别为 AP 和接收机的增益, λ_{AP} 为发射信号的波长, L 为系统损耗因子。

假定 WiFi 接收机同时接收来自两个 AP (AP₁ 和 AP₂) 的 RSS, 则接收机与 AP₁ 和 AP₂ 之间的路径损耗模型分别为

$$P(d_1) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{AP_1} G_{AP_1} G_{RC} \lambda_{AP_1}^2}{16\pi^2 d_0^2 L_1} \right) - 10n \log_{10} \left(\frac{d_1}{d_0} \right) + w_{d_1} \quad (5-10)$$

$$P(d_2) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{AP_2} G_{AP_2} G_{RC} \lambda_{AP_2}^2}{16\pi^2 d_0^2 L_2} \right) - 10n \log_{10} \left(\frac{d_2}{d_0} \right) + w_{d_2} \quad (5-11)$$

用 (5-11) 减去 (5-10) 得

$$\left[\frac{P(d_1)}{P(d_2)} \right] = 10 \log_{10} \left(\frac{\frac{P_{AP_1} G_{AP_1} \lambda_{AP_1}^2 L_2}{P_{AP_2} G_{AP_2} \lambda_{AP_2}^2 L_1}}{1} \right) - 10n \log_{10} \left(\frac{d_1}{d_0} \right) + 10n \log_{10} \left(\frac{d_2}{d_0} \right) + w_{d_1} - w_{d_2} \quad (5-12)$$

可见, 差分 RSS 与 G_{RC} 无关。因此, 使用差分 RSS 能够降低信号接收端常值误差的影响。但与此同时, 使用差分 RSS 会放大信号噪声。

学者们已经提出了多种差分指纹构造方法, 例如 SSD 法 [179]、DIFF 法 [180] 和 MDF 法 [181]。其中 SSD 法用所有 RSS 减去某个选定 AP 的 RSS; DIFF 法的对所有 RSS 两两作差; 而 MDF 法则用各 RSS 减去所有 RSS 的均值。在这里对 DIFF 法进行介绍。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

$$\mathbf{DF}_i = \{\mathbf{pos}_i, (mac_{i,12}, RSS_{i,12}), \dots, (mac_{i,jk}, RSS_{i,jk}), \dots, (mac_{i,(n_{r-1})n_r}, RSS_{i,(n_{r-1})n_r})\} \quad (5-13)$$

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。指纹间差异计算公式同 (2-2)。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; 然而, 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 RSS 的方法适合于 AP 分布稀疏, 或者其它需要牺牲计算效率来提升精度的应用。

5.2.3 WiFi 指纹识别的轮廓匹配

在介绍本文轮廓匹配方法之前, 首先介绍 WiFi 定位中的模糊性问题。常见的 WiFi 定位模糊性问题主要有两类: RSS 模糊性问题和位置模糊性问题。这些问题可能由于 AP 几何分布弱或者 RSS 波动等原因造成。RSS 模糊性问题的特征是两个空间位置相距较近的点上的 WiFi 信号指纹差异明显; 而位置模糊性问题的特征是两个空间位置相距较远的点却有相似的 WiFi 信号指纹。RSS 模糊性问题可以通过对多历程的 RSS 信号进行平滑来减弱 [35]。相比 RSS 模糊性问题, 位置模糊性问题更难以解决, 也可能带来更严重的问题: 当问题发生时, 指纹识别算法选定的 RP (即数据库中信号指纹与测量的信号指纹最接近的点) 可能远离待定位点的真实位置。

使用 KNN 算法可以在某些时候消除或者一定程度上降低位置模糊性的影响, 例如图 5-2 中示例。图中蓝色实线方框为待定位点的真实位置; 红色虚线圆为 KNN 算法选定的 RP, 其中带有“ \checkmark ”的 RP 的坐标被用来计算最终的定位结果, 带“ \times ”则没有。绿色三角形代表最终定位结果, 为带有“ \checkmark ”的被选定 RP 坐标的加权平均。假定 KNN 算法中 $k = 4$, 在该例中, 有三个被选定 RP 空间位置接近待定位点的真实位置, 而另一个则远离其它各选定点。在这种情况下, KNN 算法可以将远离其它被选定 RP 的点作为误匹配予以剔除。



图 5-2. 基于单点匹配的 WiFi 指纹识别示例#1

因此，在图 5-2 中示例中的位置模糊性问题对最终定位结果影响较小。其主要原因是大多数被选定 RP 位置接近，只有少数远离。然而，还有一种普遍的情况是，一半或以上的被选定 RP 的空间位置远离待定位点的真实位置，如图 5-3 所示。在该例中，KNN 不会将右侧两个点作为误匹配予以剔除，而会对所有四个 RP 的坐标加权平均作为最终的定位结果，从而造成明显的定位误差。

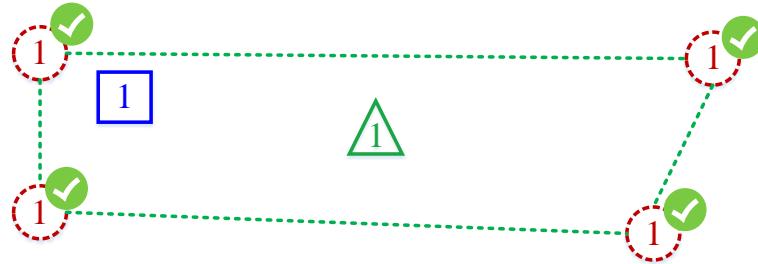


图 5-3. 基于单点匹配的 WiFi 指纹识别示例#2

为了降低位置模糊性问题对 WiFi 定位的影响，本章提出了一种 WiFi 的轮廓匹配方法，通过引入 DR 提供的短期运动轨迹以及数据库中 RP 的几何关系，提高指纹维度，减少误匹配点。图 5-4 给出了用本轮廓匹配方法解决上述示例#2 的示意图。图中数字“1”表示当前时刻的信息，“2”和“3”表示历史信息。与图 5-3 相同，KNN 算法选定了四个与当前信号指纹最接近的 RP。但是，与图 5-3 中使用所有四个被选定 RP 的位置求取定位结果不同，轮廓匹配的方法会综合考虑编号“2”和“3”的测量点和 RP 之间的匹配度。在这种情况下，右侧两个错误的“1”号 RP 附近的“2”和“3”号点上的信号指纹更有可能偏离相应的指纹测量值。此时，轮廓匹配算法可能将右侧两个错误的排除，而仅使用左侧两个被选轮廓的坐标求取最终的定位结果。此时，定位结果靠近真实位置。

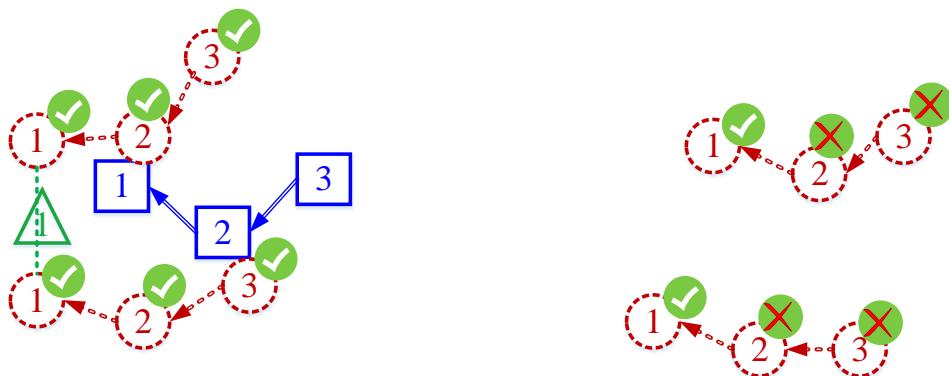


图 5-4. 基于轮廓匹配的 WiFi 指纹识别示例#2（蓝色为真实轨迹）

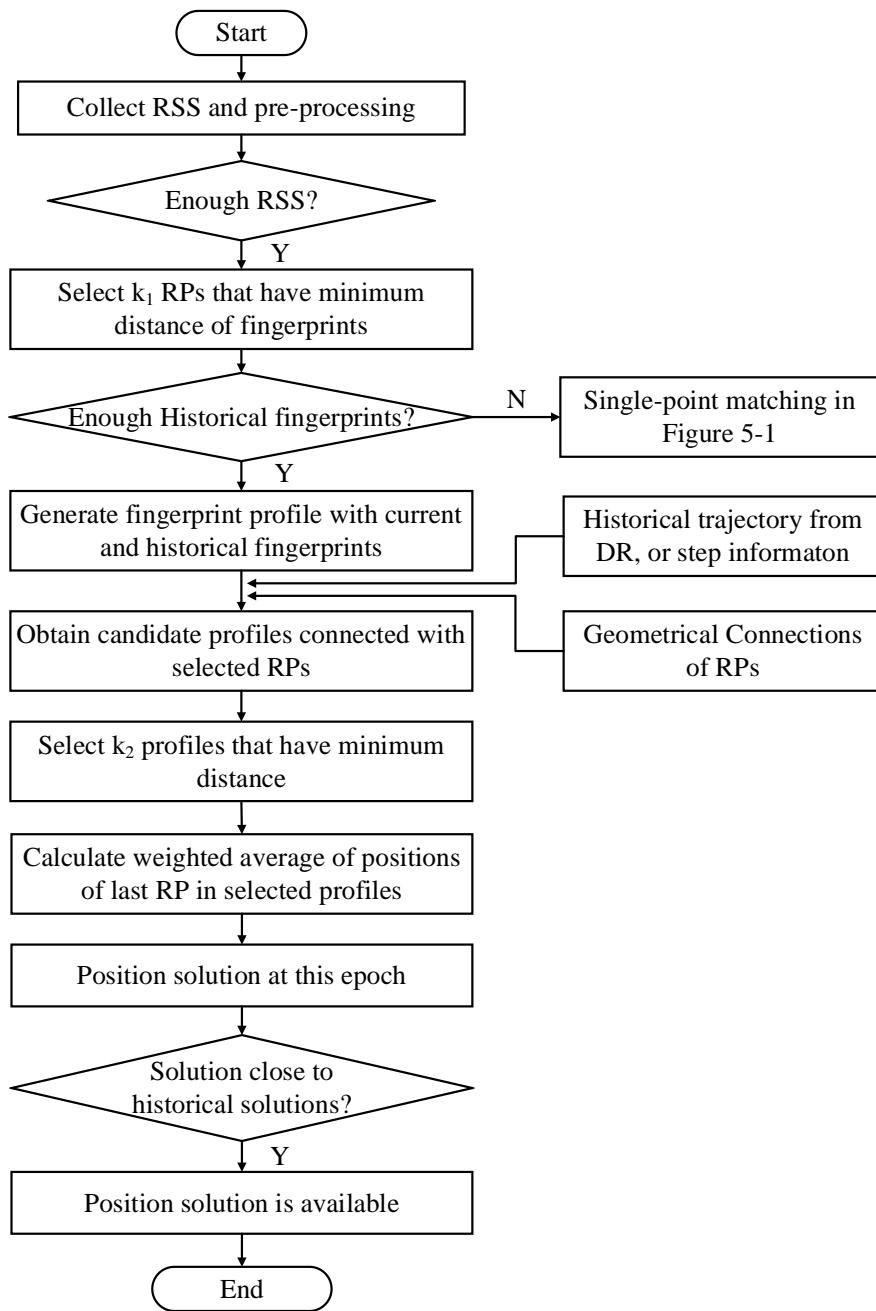


图 5-5. WiFi 轮廓匹配流程图

图 5-5 展示了轮廓匹配算法的流程图。与图 5-1 中单点匹配算法不同，轮廓匹配算法的最大优势在于引入了 DR 提供的短期运动轨迹以及数据库中 RP 间的几何关系。假定测量的轮廓由编号分别为 $1, 2, \dots, N$ 的 N 个点构成，且在这些点上发生误匹配的概率分别为

$P(1), P(2), \dots, P(N)$ 。从算法的角度来讲，在单点匹配算法中，这 N 各点的定位是相互独立的，因此，轮廓匹配算法出现误匹配的概率为

$$P(profile) = P(1) \cdot P(2) \cdot \dots \cdot P(N) \quad (5-14)$$

但是，在实际过程中， $1, 2, \dots, N$ 这 N 个点的定位结果很可能是相关的。这是因为 WiFi 定位的模糊性问题很大程度上由于 AP 几何分布弱造成，因此可能造成临近点指纹的相近。在这种情况下，轮廓匹配的误匹配的概率计算变成了条件概率问题：

$$P(profile) = P(1) \cdot P(2|1) \cdot P(3|21) \cdot \dots \cdot P(N|(N-1)(N-2)\dots21) \quad (5-15)$$

其中 $P(2|1)$ 为在点 1 处出现误匹配的条件下，点 2 处出现误匹配的概率； $P(N|(N-1)(N-2)\dots21)$ 为在点 $1, 2, \dots, (N-1)$ 处均出现误匹配的条件下，点 N 处出现误匹配的概率。因为 $P(2|1), P(3|21), \dots, P(N|(N-1)(N-2)\dots21)$ 均小于 1，在(5-18)中 $P(profile)$ 值小于 $P(1)$ 。因此，轮廓批量出现误匹配的概率小于单点匹配。

第四章已经介绍了基于轮廓匹配的 MM，其基本思想是将测量的轮廓（一系列观测构成的时间序列）与数据库中的候选轮廓对比，寻找最接近的轮廓。为了保证匹配精度，轮廓必须足够长以体现出变化特征；此外，测量的轮廓的长度最好与数据库中候选轮廓相同。然而，对于室内行人导航而言，传感器误差巨大，且设备通常不与载体（人体）固连。在这种情况下，因为缺少长期稳定可靠的修正，DR 的结果可能迅速积累，造成对短期导航轨迹长度的测量误差。因此，第四章提出了使用加速度计探测的脚步信息粗略计算导航轨迹长度，然后使用 DTW 算法匹配长度不相等的两个轮廓。

WiFi 轮廓匹配的原理与 MM 相似，但 WiFi 轮廓匹配是一个维度更高的匹配问题：轮廓上每一个点上 RSS 信息均构成一个维度。因此，WiFi 轮廓匹配也比 WiFi 单点匹配更为复杂，因为后者只有一个维度。为了解决这种多维度的匹配问题，最直接的方案是对每个维度分别使用 DTW 算法进行匹配。然而，这样处理会将各维度之间的相关性完全割裂开来，与实际情形不符。为了解决这一问题，本文本章引入了 MD-DTW 算法。其基本思想是将 (4-8) 中距离矩阵修改为

$$\mathbf{d}(i, j) = \sum_{k=1}^K (\mathbf{s}(k, i) - \mathbf{m}(k, j))^2 \quad (5-16)$$

MD-DTW 算法的其它部分与 DTW 算法相同。图 5-6 为 MD-DTW 算法流程图。

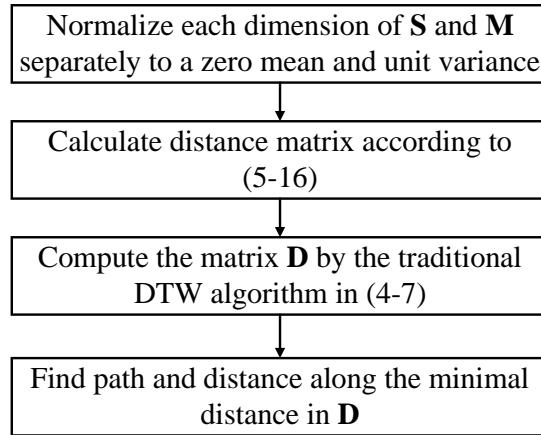


图 5-6. MD-DTW 算法流程图

5.3 WiFi/磁场匹配组合导航

本章将说明 WiFi 和 MM 这两种定位手段之间存在互补的可能性：WiFi 定位是一种单点定位算法，而 MM 是基于轮廓匹配。此外，在实验和结果部分将会展示，MM 结果波动较小但易受误匹配影响；而 WiFi 定位正好相反。因此，存在使用 WiFi 和 MM 组合以获取更精确的导航的可能性。如图 5-7 所示，WiFi 指纹识别和 MM 均包含数据构建和定位两个阶段。数据库构建阶段同时建立 WiFi 指纹数据库和磁场数据库，而定位阶段则使用 WiFi 辅助的 MM 算法。

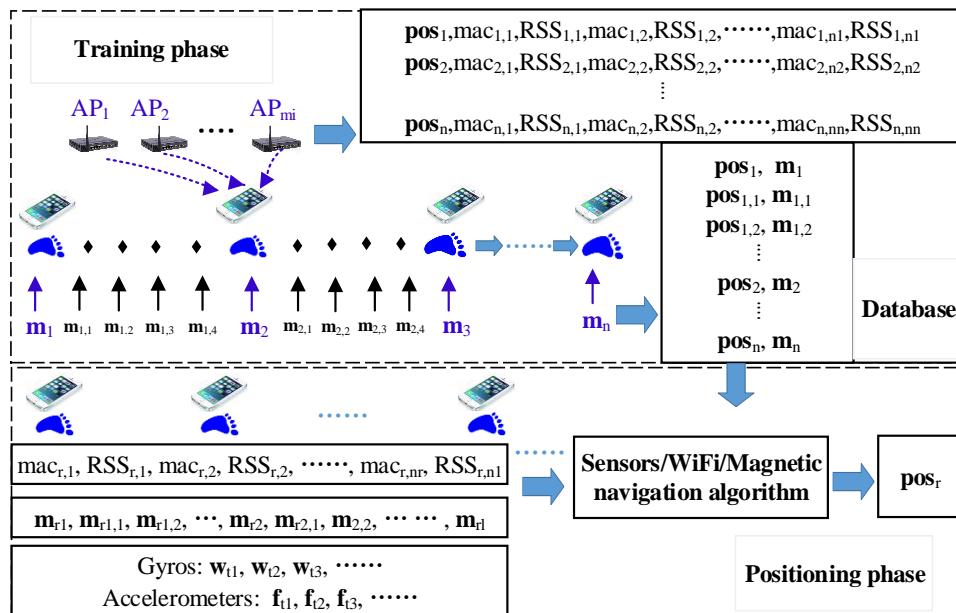


图 5-7. WiFi 和 MM 数据库构建和定位示意图

文献 [112] 提出了可以用 WiFi 实现粗定位，然后用 MM 实现精定位；而文献 [99] 则提出了用磁场强度作为虚拟 AP 参与 WiFi 指纹识别。与这些工作相比，本文使用了一种更容易实现的 WiFi/MM 组合定位方式，即首先使用 WiFi 确定 MM 的搜索范围，然后在该范围内进行 MM，确定最终的定位结果。通过 WiFi 定位结果确定的搜索范围，可大幅降低 MM 的误匹配率和计算量。如图 5-8 所示，MM 搜索范围被限定在了以 WiFi 定位结果为圆心，WiFi 定位精度的三倍作为半径的圆形区域。实际使用中，也可选择其它形状来确定该范围，如考虑二维误差的椭圆或矩形。

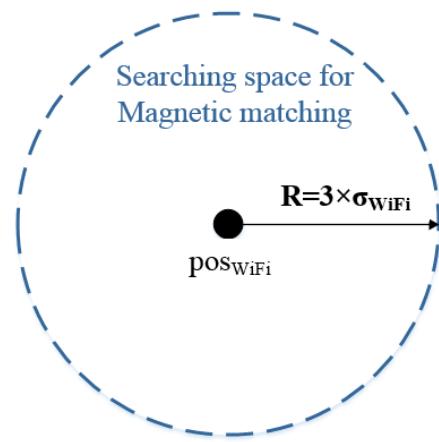


图 5-8. 利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围示意图

该 WiFi/MM 算法对于没有内置陀螺的中低端移动智能终端格外重要。即使设备无法进行 DR 导航，也可以使用加速度计提供的脚步信息，运行本 WiFi/MM 算法。此外，本方法不仅适用于 WiFi，也可用于其它无线定位技术，如 BLE。例如，可以用 BLE 确定搜索范围，然后使用 MM 算法。更进一步，当 WiFi 和 BLE 同时存在时，最终 MM 搜索范围为两者各自确定的范围的交集。

5.4 航迹推算/WiFi/磁场匹配组合导航

在 DR、WiFi 和 MM 组合的层面，本章设计了两种组合导航算法结构，分别如图 5-9 和 5-10 所示。在两种结构中，都是先用 WiFi 确定初始位置，用陀螺和磁强计组合提供航向。初始化完成后，使用第三章中定姿卡尔曼滤波实时估计姿态，然后用第四章中定位卡尔曼滤波实时估计位置。与传统组合导航结构直接用 WiFi 和 MM 位置结果构造卡尔曼滤波位置量测不同，结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来确定 MM 搜索范围。两者的核心思想都是降低 MM 误匹配，使 MM 变成一种可靠

的位置修正信息。相比结构#1，结构#2能更加有效地剔除MM误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本章针对两种结构均设计了相应的质量控制机制。其中结构#2的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多了至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。

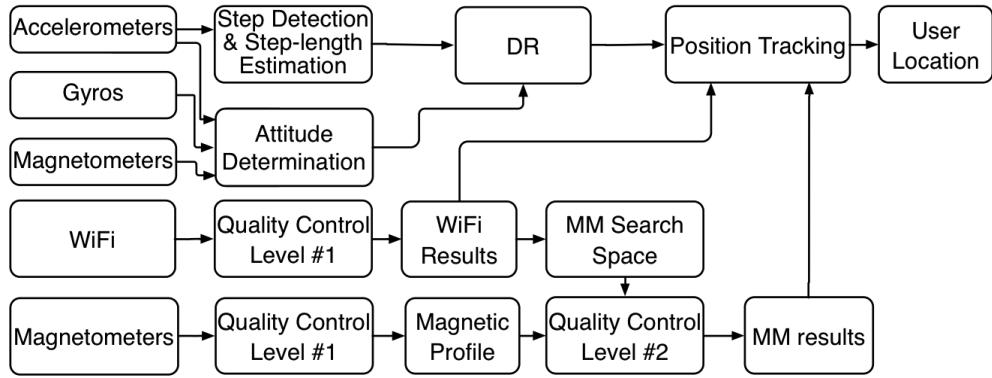


图 5-9. DR/WiFi/MM 组合导航结构#1

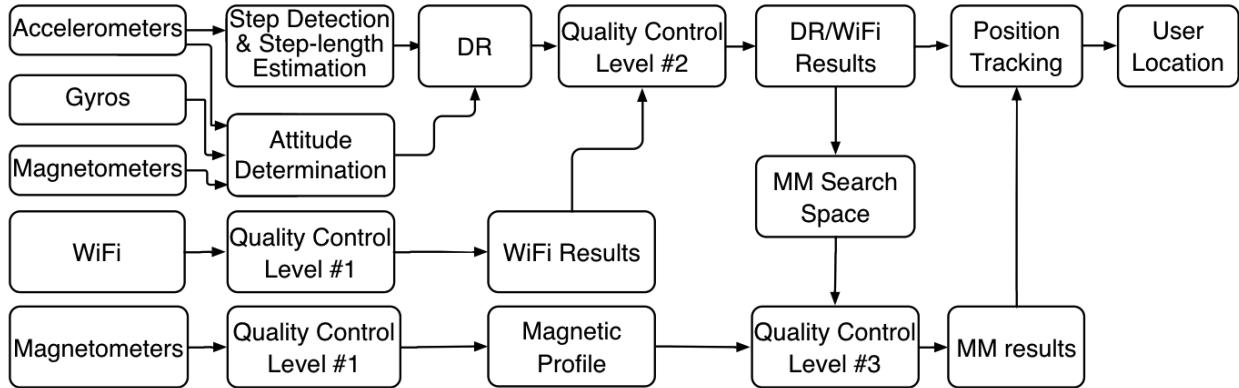


图 5-10. DR/WiFi/MM 组合导航结构#2

在结构#2中，基于 DR、WiFi 和 MM 各自的优势和劣势，设计了一种包含三个层次的质量控制机制，相应的算法流程见图 5-10。下面对这三层质量控制分别介绍：

第一层： WiFi 和 MM 量测层面的质量控制。对 WiFi，采用不同手段剔除粗差，例如（1）RSS 值应强于相应阈值；（2）可用的 RSS 数目应该足够多；（3）被选定 RP 信号指纹与被测点信号指纹的差异应小于相应阈值；（4） k 个被选定 RP 的空间位置应彼此接近；（5）当前时刻的定位结果应与历史导航结果在空间上相近；此外，（6）如果使用三角定位算法，DOP 值应小于相应阈值。对 MM，则使用第 4.3.3 节中误匹配探测方式通过考察磁场指纹序列中元素的变化范围和标准差，剔除特征不明显的磁场指纹数据。

第二层：DR/WiFi 层面的质量控制。与第四章中 DR/MM 层面质量控制类似，这里利用新的 WiFi 定位结果到 DR/WiFi 组合导航历史位置结果的距离来设定该时刻 WiFi 定位结果的不确定度：若 $d_k \leq th_{wifil}$ （近距离），则 WiFi 定位结果不确定度设为 σ_{wifil} ；若 $th_{wifil} < d_k \leq th_{wifl2}$ （中等距离），则不确定度设为 $s_{wifil}\sigma_{wifil}$ ，其中 s_{wifil} 为标量；若 $d_k > th_{wifl2}$ （远距离），则不确定度设为一个大值 $\sigma_{wiflMax}$ ，此时 WiFi 定位结果在卡尔曼滤波中权重很低，对组合结果影响小。 th_{wifil} 和 th_{wifl2} 为相应阈值。本研究中将 th_{wifil} 和 th_{wifl2} 的值分别设为期望的 DR/WiFi 匹配组合导航经度 σ_{wifil} 的 1 倍和 3 倍； s_{wifil} 的值设为 d_k / σ_{wifil} 。

第三层：使用 DR/WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围。MM 搜索范围被限定在了以 DR/WiFi 定位结果为圆心，DR/WiFi 定位精度的三倍作为半径的圆形区域。DR/WiFi 定位精度通过位置估计卡尔曼滤波状态向量协方差矩阵对应的元素乘以一个放大系数确定（实际导航过程中因为模型不准确，卡尔曼滤波状态向量协方差矩阵一般比真实情况偏小）。

5.5 实验和结果

本次使用 Samsung Galaxy S4 和小米 4 手机（S4 用来构建数据库，小米用来定位）在建筑 E 和建筑 B 内进行。建筑 E 内有丰富的 WiFi AP（测试区域内平均每点的加权 RSS 数目大于 15。加权 WiFi 数目计算公式在下文给出）且磁场干扰频繁（如第 4.4 节所示），而建筑 B 内 WiFi AP 则较少（测试区域内平均每点的加权 RSS 数目约为 7）且相比建筑 E 磁场特征不明显。陀螺、加速度计、磁强计采样率均为 20 Hz，如第 3.4.1 节所述。由于 Android 操作系统的限制，使用“WifiManager”类采集数据时，两部手机 WiFi 数据更新率均约为 0.3 Hz。WiFi 轮廓匹配和 MM 匹配的轮廓长度均设定为 10 倍的步长。其它构建磁场数据库的相关参数设置同第四章实验。测试的动作模式同样包括手持端平、打电话、随手摆动和放在口袋。

5.5.1 建筑 E 测试和结果

建筑 E 内磁场数据库使用 4.2.1 中走动测绘的方式，使用图 4-3 中所示轨迹生成。WiFi 和磁场数据库中 RP 位分别如图 5-11 和图 4-4 所示。图 5-11 中颜色代表各 RP 上的加权 RSS 数目。可见，建筑 E 内加权 RSS 数目在室内中心区域超过了 15，而走廊处超过了 10。第 i 个 RP (RP_i) 上的加权 RSS 数目为 $WAP_i = \sum_{j=1}^{n_i} a_{i,j}$, $i \in I_{RP}$ ，其中 n_i 为 RP_i 处接收到的 RSS 数目， I_{RP} 为 RP 点号的集合。 $a_{i,j}$ 的值根据第 j 个 AP (AP_j) 的在 RP_i 处的信号强度 ($RSS_{i,j}$) 确定：若 $RSS_{i,j} > -60$ dBm，则 $a_{i,j} = 1$ ；若 -70 dBm $< RSS_{i,j} < -60$ dBm，则 $a_{i,j} = 0.75$ ；若 -85 dBm $< RSS_{i,j} < -70$ dBm，则 $a_{i,j} = 0.5$ ；若 $RSS_{i,j} < -85$ dBm，则 $a_{i,j} = 0$ 。

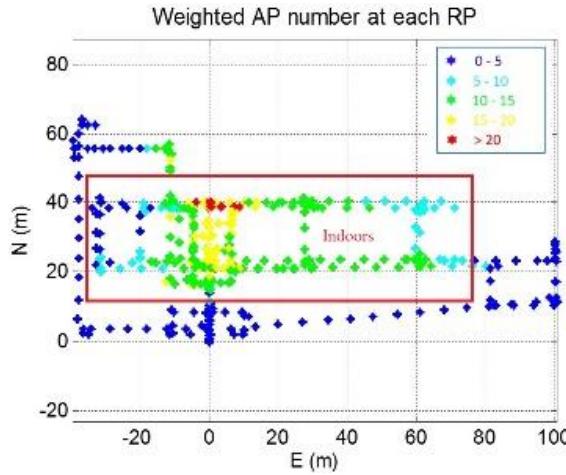


图 5-11. 建筑 E WiFi 信号分布

图 5-12 (a) 和 5-12 (b) 分别展示了对建筑 E 内部分 AP 和信号传播参数的估计结果。选定这些 AP 是因为其真实坐标已知。图 5-13 中蓝色椭圆代表位置估计的误差椭圆（概率 39.4 %）[176]。所有 AP 定位的结果都接近于真实 AP 位置，显示了该 AP 定位算法的有效性。图 5-13 中，所有估计出的误差传播参数都在室内典型范围之内（ n 在 2~6 范围内， A 在 0~100 范围内）。

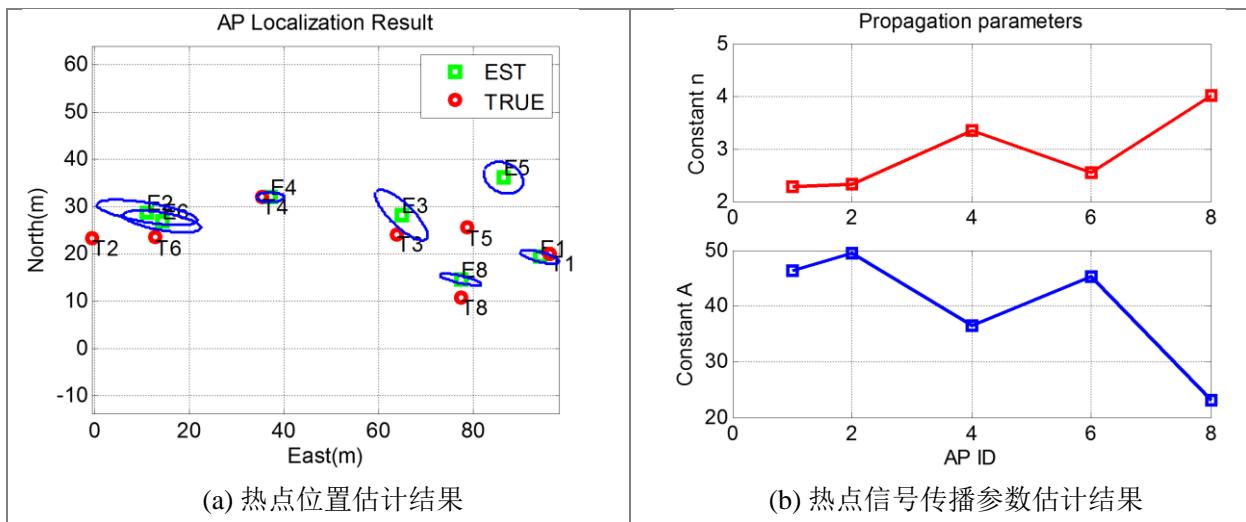


图 5-12. 建筑 E 部分热点位置和信号传播参数估计结果

室内导航测试轨迹如图 3-9 所示。剔除过弱 RSS 的阈值设为 -85 dbm，KNN 算法的 k 值设为 4。使用 WiFi 和 DR/WiFi 结果确定的 MM 搜索范围半径分别为 15 m 和 10 m。根

据历史位置结果探测 WiFi 和 MM 误匹配的距离阈值设为 15 m。卡尔曼滤波中 WiFi 和 MM 位置量测的量测噪声均设为 10 m。

A. WiFi 单点和轮廓匹配定位结果

如图 5-3 所示，随手摆动和裤兜模式的动态比其它两种运动模式更强烈。因此，图 5-13 和 5-14 分别展示打电话和裤兜模式的结果作为有代表性的运动状态。子图(a) - (e)依次为 WiFi (单点)、WiFi (轮廓)、DR/WiFi (单点)、DR/WiFi (轮廓) 以及 DR 的结果，(f)为参考轨迹。其中 WiFi (轮廓) 需要 DR 参与，而 DR/WiFi (轮廓) 进一步使用 WiFi (轮廓) 结果与 DR 组合。

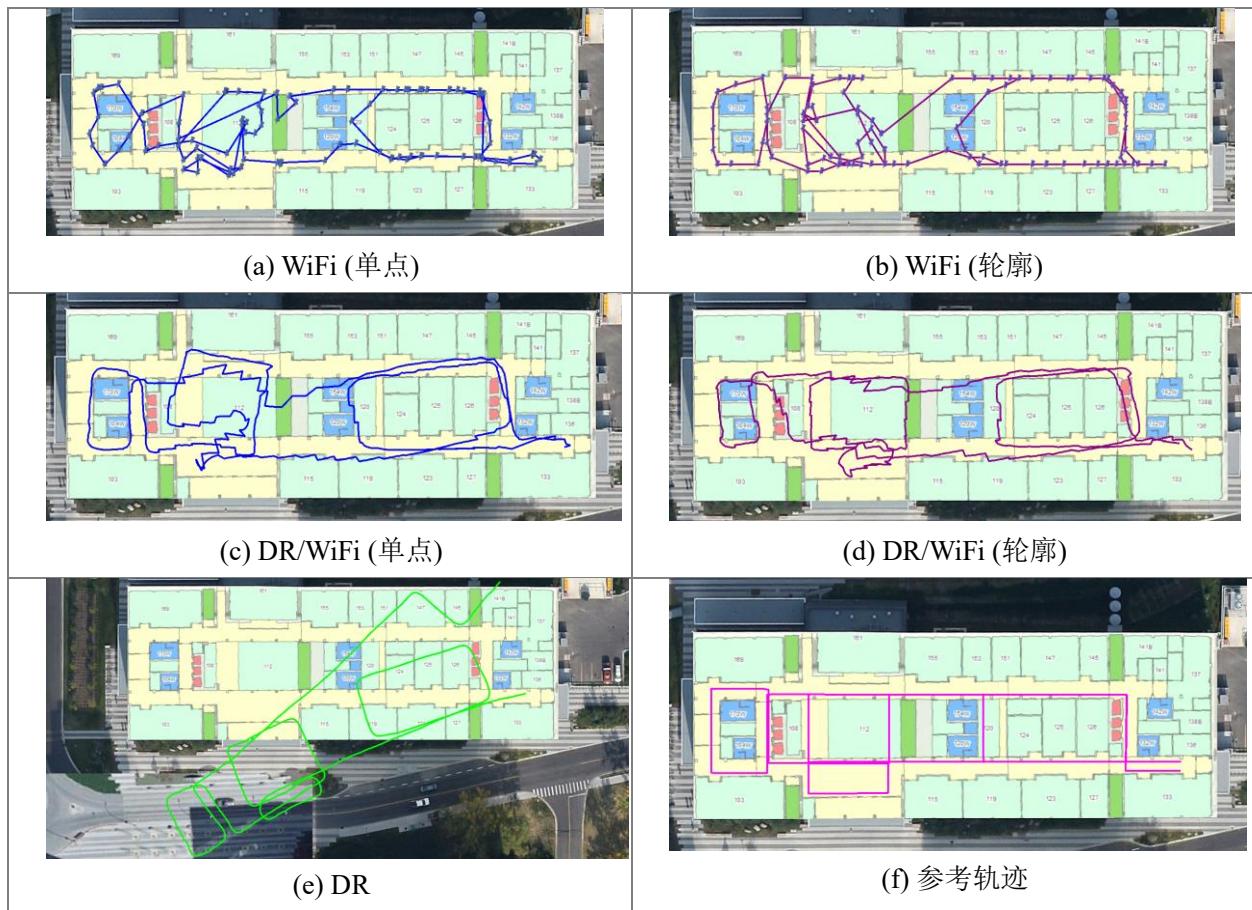


图 5-13. WiFi (单点)、WiFi (轮廓)，以及其与 DR 组合导航结果，打电话

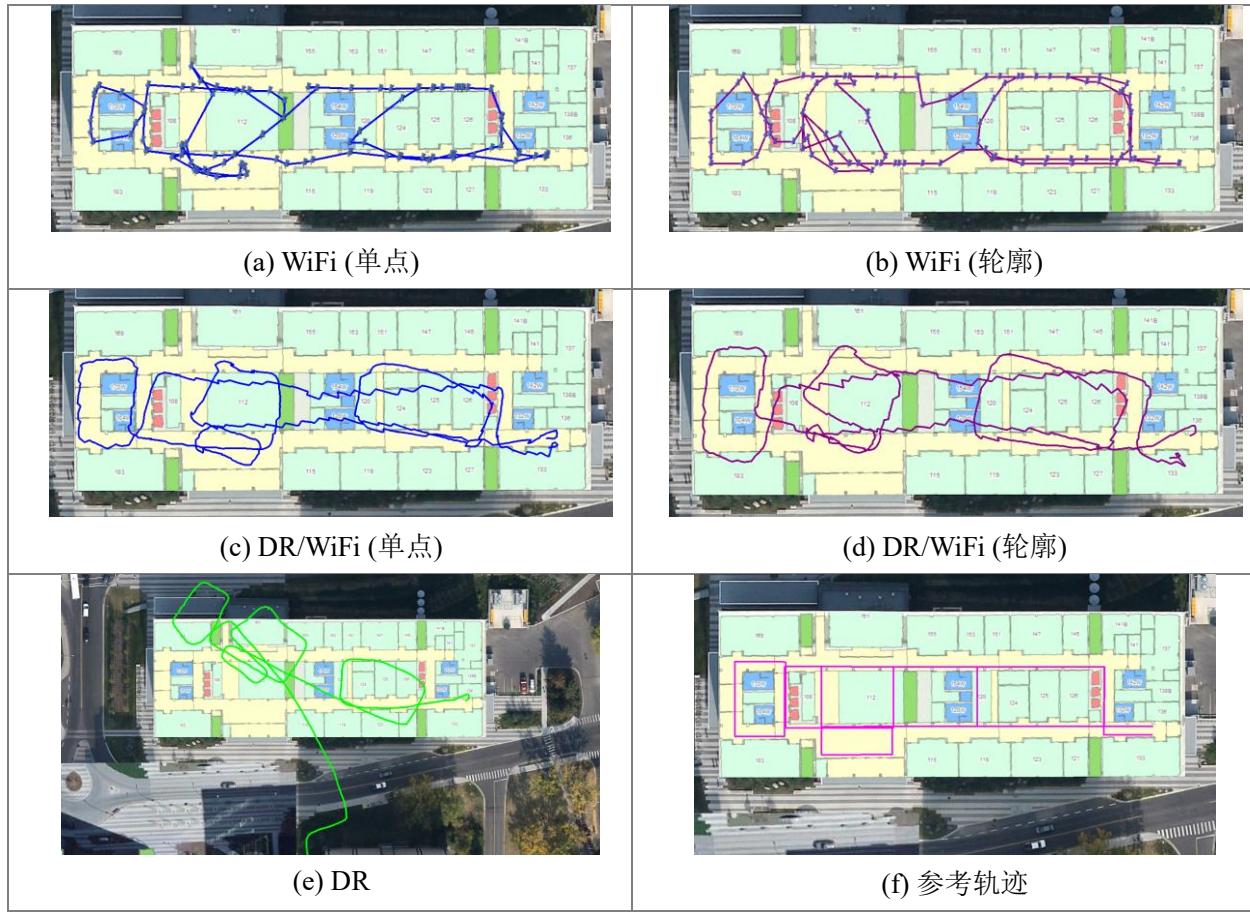


图 5-14. WiFi (单点)、WiFi (轮廓)，以及其与 DR 组合导航结果，裤兜模式

图 5-15 对比了 WiFi (单点) 和 WiFi (轮廓) 结果的位置误差，图 5-16 展示了二者与 DR 组合结果的位置误差。各图中子图(a) - (d) 分别为四种动态下的结果。图中天蓝色和品红色横线对应纵坐标值为位置误差的 RMS。

如图 5-15 所示，轮廓匹配算法降低了 WiFi (单点) 结果中的一些明显的定位误差，如手持端平的 300 - 350 s 以及裤兜模式的 250 - 300 s。尽管同时有一些时段 WiFi (轮廓) 的误差更大，但总体而言，WiFi (轮廓) 的误差小于 WiFi (单点)。

WiFi 定位结果（无论是单点还是轮廓匹配）都有数处误差超过了 10 m，这也体现出了 WiFi 定位结果显著的波动性。与 DR 组合后，定位结果变得平滑，且绝大多数误差都降低到了 10 m 以下。因为 WiFi (轮廓) 定位结果 WiFi (单点) 更为精确，DR/WiFi (轮廓) 位置误差也相应地小于 DR/WiFi (单点)。该结果也表明，在 WiFi 轮廓匹配算法里

已经利用了 DR 信息的情况下，使用 DR 信息和 WiFi 轮廓匹配定位结果进行组合，仍然能够进一步提高定位结果。

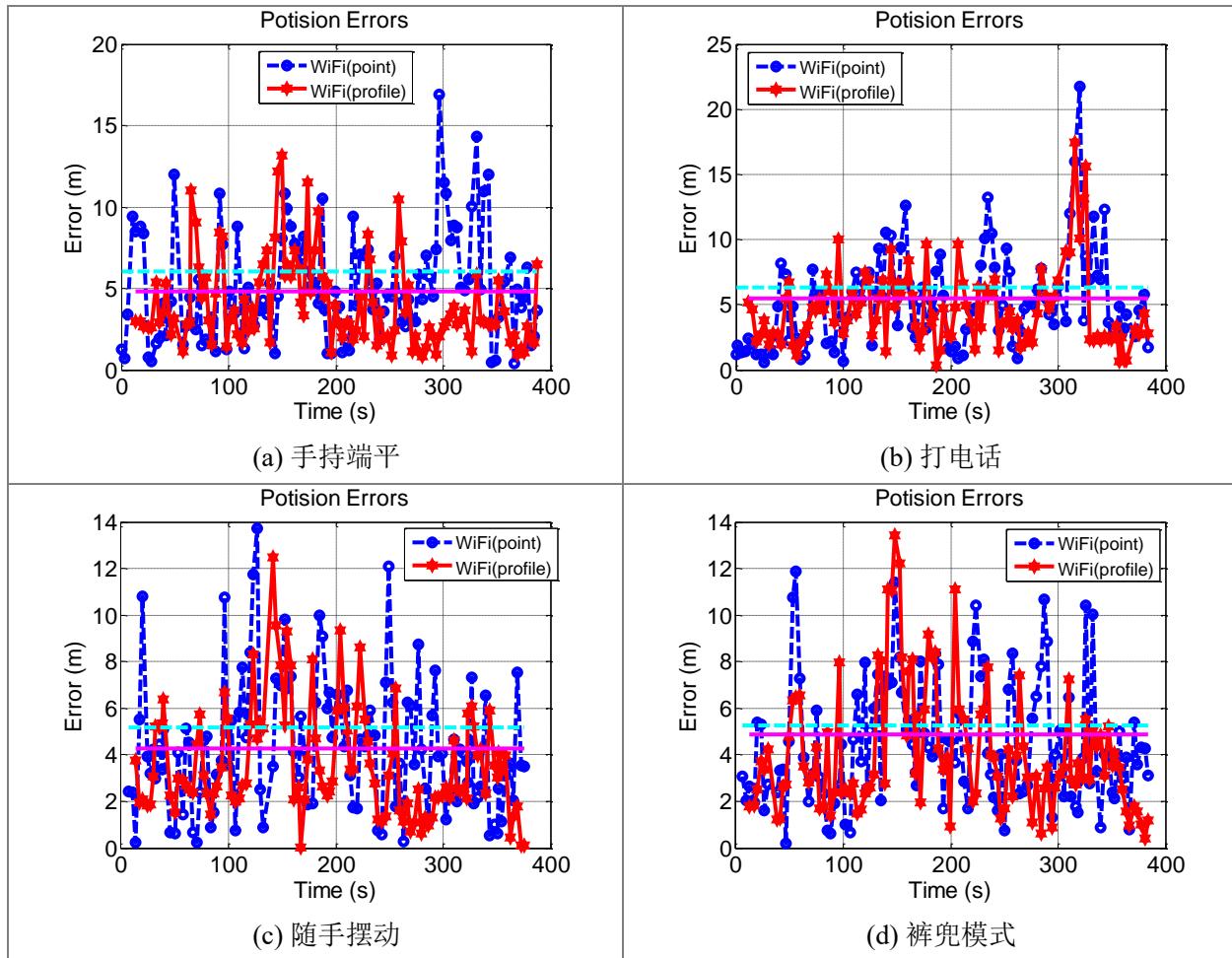


图 5-15. WiFi (单点) 和 WiFi (轮廓) 位置误差

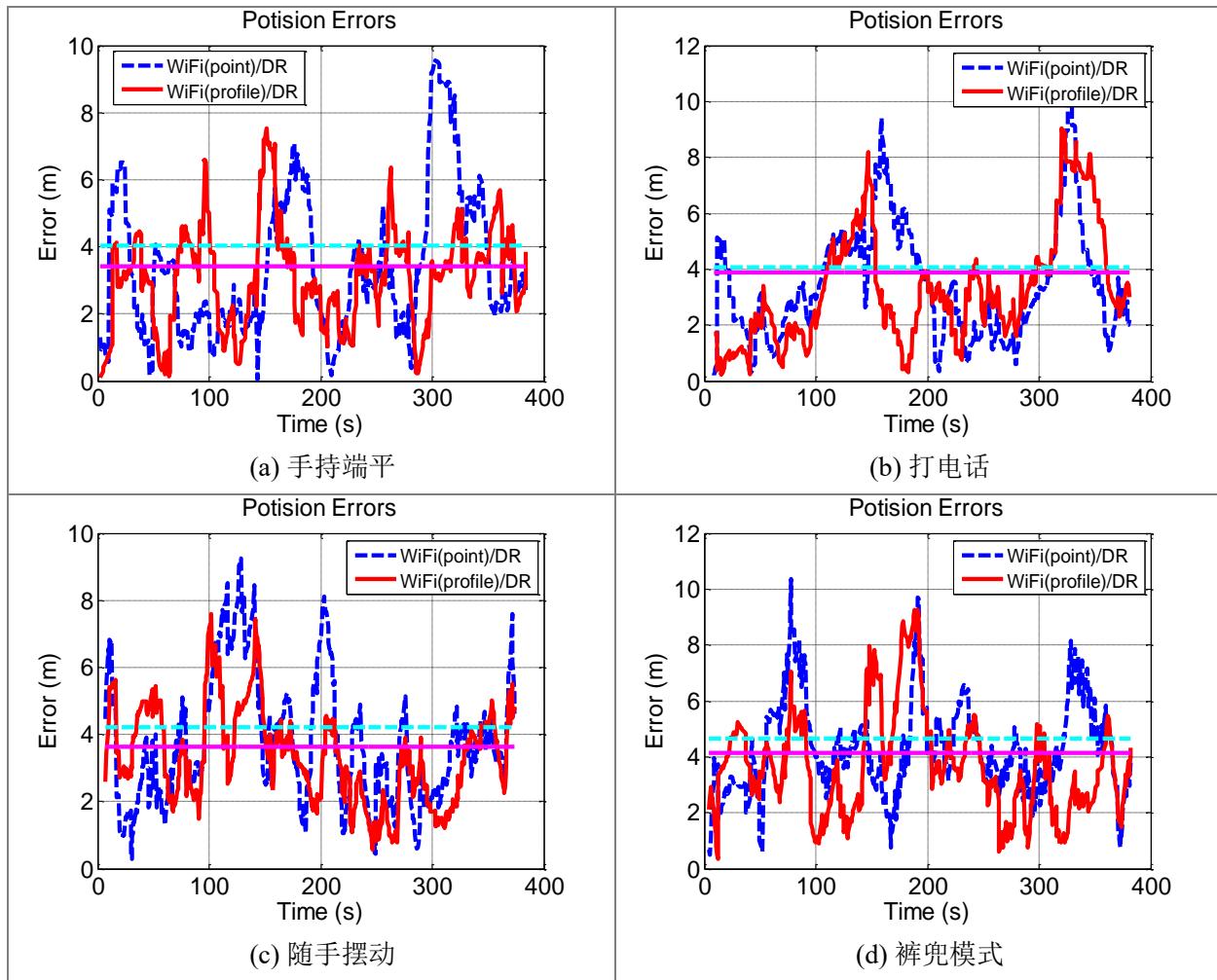


图 5-16. DR/WiFi (单点) 和 DR/WiFi (轮廓) 位置误差

表 5-1 比较了 WiFi (单点)、WiFi (轮廓)，以及其与 DR 组合的位置误差的统计值。其中 80 % 代表位置误差累积分布函数中概率 80 % 对应的位置误差的值。

WiFi 单点匹配误差的 RMS 值为 5.7 m，对于基于手机的 WiFi 定位而言是一个中等精度。当使用轮廓匹配后，位置误差 RMS 值被缩小到 4.9 m（降低 14.0 %）。而进一步使用 DR 与这些 WiFi 定位结果组合之后，位置误差 RMS 值分别被进一步降低到了 4.2 m 和 3.8 m。也就是说，DR/WiFi (轮廓) 定位误差的 RMS 值比 DR/WiFi (单点) 小 9.5 %。因此，不论是 WiFi 独立定位，还是 DR/WiFi 组合，使用轮廓匹配都能得到比传统的单点匹配更可靠的结果。因为本章的目的是通过多种定位技术组合达到比单一定位技术更可靠的定位结果，所以接下来的试验中，均使用传统的 WiFi 单点指纹识别算法，以体现多传感器组合导航算法的优势。

表 5-1. 建筑 E 测试 WiFi (单点)、WiFi (轮廓), 以及其与 DR 组合的位置误差统计值

		DR	WiFi (单点)	WiFi (轮廓)	DR/WiFi (单点)	DR/WiFi (轮廓)
手持端平	均值	10.1	5.1	4.0	3.4	3.1
	RMS	11.4	6.1	4.8	4.0	3.4
	80 %	14.8	7.8	5.8	5.2	4.2
打电话	均值	10.6	5.2	4.6	3.5	3.5
	RMS	12.2	6.3	5.5	4.1	3.9
	80 %	16.3	7.6	6.6	5.0	5.3
随手摆动	均值	15.0	4.3	3.6	3.8	3.3
	RMS	17.2	5.2	4.3	4.2	3.6
	80 %	22.9	6.5	5.4	5.2	4.6
裤兜模式	Mean	18.0	4.5	4.1	4.3	3.7
	RMS	24.4	5.3	4.9	4.6	4.1
	80 %	24.1	7.1	6.0	5.6	4.9
综合	Mean	13.8	4.8	4.1	3.8	3.4
	RMS	17.1	5.7	4.9	4.2	3.8
	80 %	19.9	7.3	6.0	5.3	4.8

B. 基于 WiFi 和 DR/WiFi 辅助的 MM 定位结果

图 5-17 和 5-18 分别展示了在打电话和裤兜模式下的定位结果（包括原始 MM 以及 WiFi 和 DR/WiFi 分别辅助的 MM 结果）。图 5-19 比较了相应的位置误差。

如图 5-17、5-18 以及 5-19 所示，MM 在匹配成功后误差波动小（误差小于 10 m），但是频繁出现误匹配。一旦出现误匹配，MM 误差高达超过 40 m，最大误差为 80 m。当用 WiFi 定位结果对 MM 进行辅助（确定 MM 搜索范围）后，大部分误匹配被消除，且 MM 最大位置误差从 80 m 降低到了 20 m。

更进一步，使用 DR/WiFi 定位结果辅助 MM 后，成功剔除了更多的 MM 误匹配。使用 DR/WiFi 辅助的 MM 算法，绝大多数位置误差已经被降低到了 10 m 以下，体现出了结果的可靠性。最大的 MM（WiFi 辅助）和 MM（DR/WiFi 辅助）误差出现在随手摆动测试的 150 - 200 s，根据分析主要原因是该时段出现了一系列 MM 误差，因为这部分误差是缓慢增加的，所以导航算法没有将其作为误匹配予以剔除。总体而言，MM（DR/WiFi 辅助）定位结果不连续但是精确，因此可以在定位卡尔曼滤波中作为可靠的位置量测来修正 DR。以下给出组合后的定位结果。

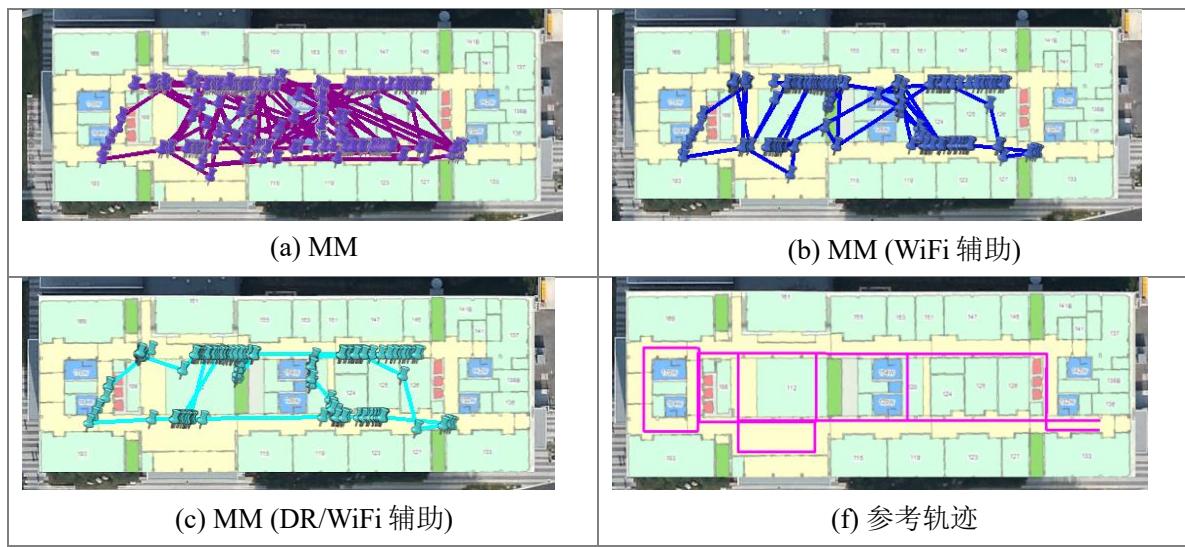


图 5-17. MM、MM（WiFi 辅助）以及 MM（DR/WiFi 辅助）定位结果，打电话

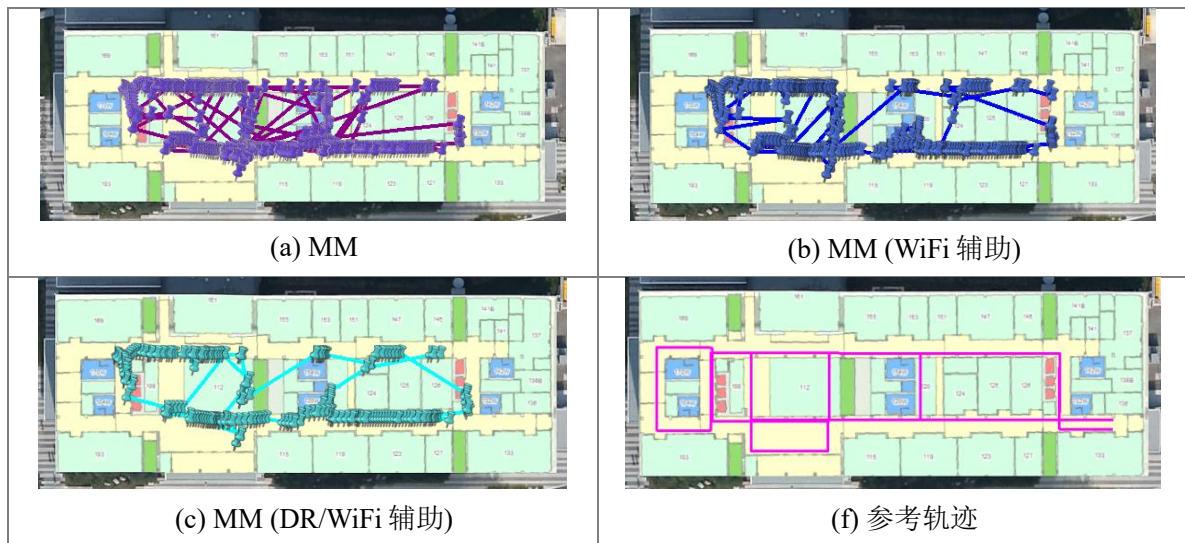


图 5-18. MM、MM（WiFi 辅助）以及 MM（DR/WiFi 辅助）定位结果，裤兜模式

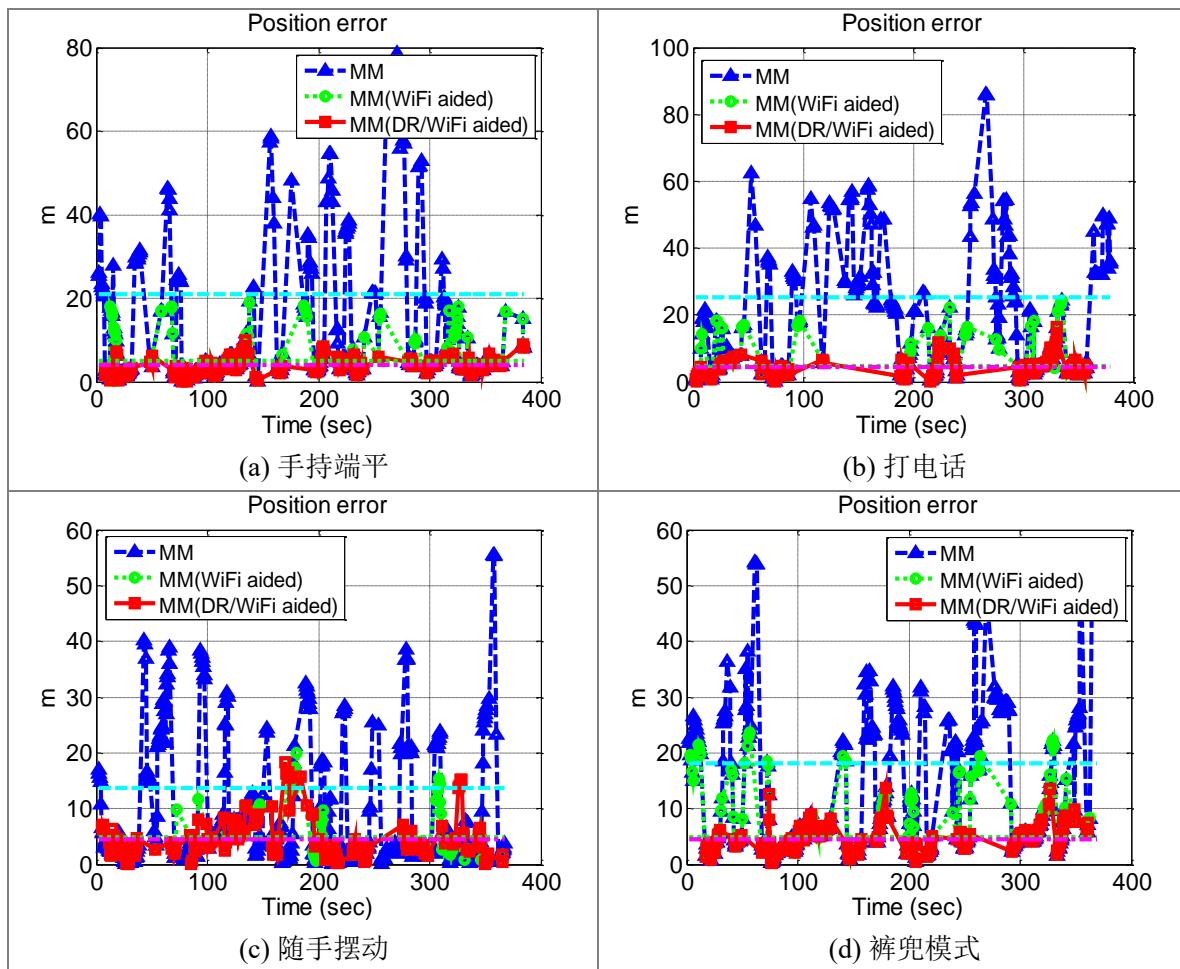


图 5-19. MM、MM（WiFi 辅助）以及 MM（DR/WiFi 辅助）位置误差

C. DR/WiFi/MM 组合定位结果

图 5-20 和 5-21 展示了在打电话和裤兜模式下使用 DR/WiFi/MM 组合算法结构#1 和#2 的位置结果。图 5-22 比较了各动态模式下使用这两种算法结构的位置误差。

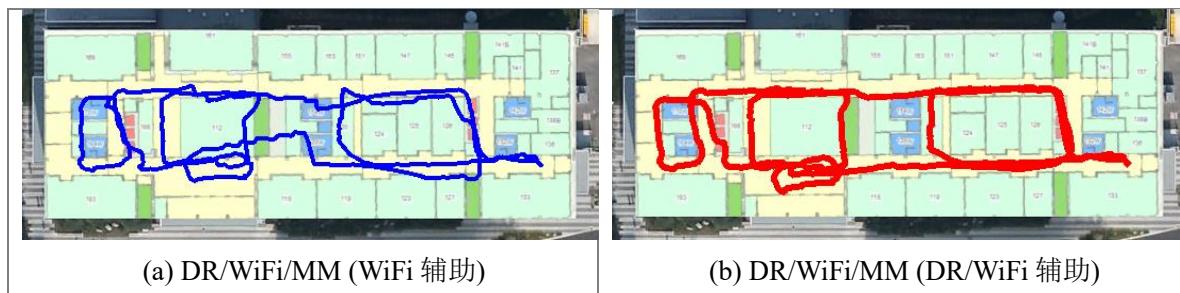


图 5-20. DR/WiFi/MM 结构#1 和结构#2 定位结果，打电话

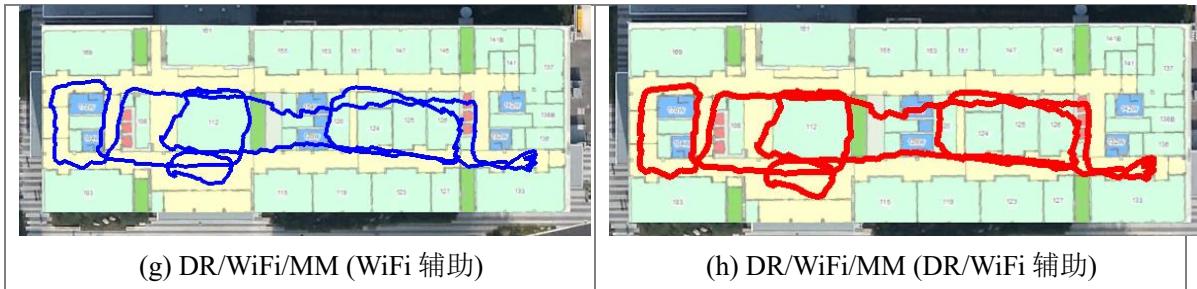


图 5-21. DR/WiFi/MM 结构#1 和结构#2 定位结果，裤兜模式

由图 5-19–5-21 可以看出，两种 DR/WiFi/MM 算法结构的结果均连续且可靠：所有位置误差均小于 10 m。此外，结构#2 与结构#1 相比，进一步提高了精度，例如降低了手持端平测试的 0 - 100 s 和打电话测试的 50 - 150 s 内的位置误差。

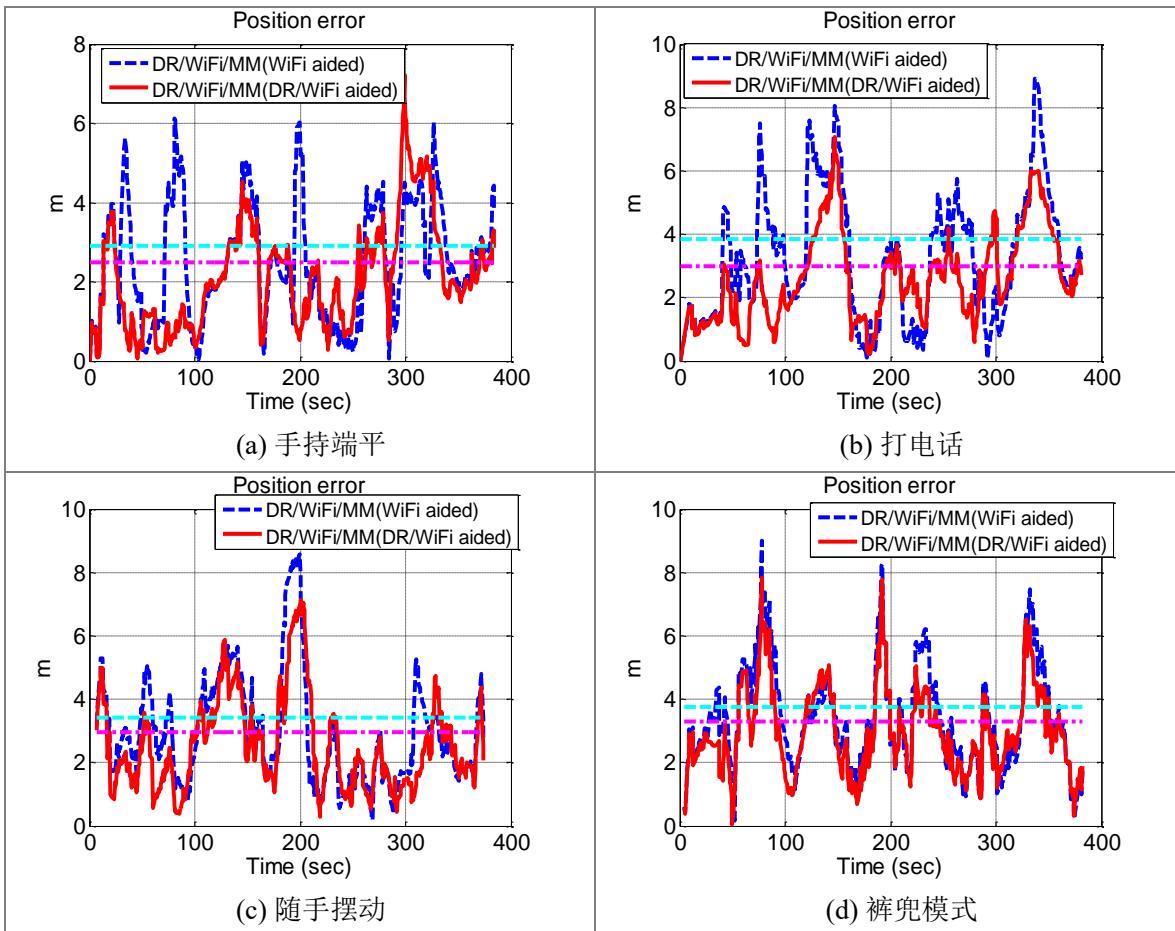


图 5-22. DR/WiFi/MM (WiFi 赋助) 和 DR/WiFi/MM (DR/WiFi 赋助) 位置误差

通过对图 5-22 和 5-16 可发现，相比 DR/WiFi 而言，DR/WiFi/MM（WiFi 辅助）方案进一步缩小了定位误差的 RMS，这显示出增加 MM 信息对提高导航结果的有效性。但另一方面，在一些时段（如手持端平测试的 0 - 100 s）增加 MM（WiFi 辅助）信息后，定位误差反而增大。其原因是在这些时段 MM（WiFi 辅助）位置误差明显（如手持端平测试的 0 - 100 s 达到了接近 20 m，如图 5-19 所示）。当增加 MM（DR/WiFi 辅助）结果与 DR/WiFi 进行组合（即使用结构#2）时，绝大多数定位结果相比 DR/WiFi 都得到了提升。此结果进一步表明了结构#2 中多层次质量控制对 DR/WiFi/MM 组合导航可靠性的提高。

D. 实验结果汇总

图 5-23 (a) - (d)展示了在建筑 E 内使用不同手段（包括 DR、WiFi、MM、DR/WiFi、MM（WiFi 辅助）、MM（DR/WiFi 辅助）、DR/WiFi/MM（WiFi 辅助）、DR/WiFi/MM（DR/WiFi 辅助））在四种运动模式下的位置误差的 CDF；表 5-2 比较了相应定位误差的统计值；此外，图 5-25 单独对比各运动模式下不同手段定位误差的 RMS 值。

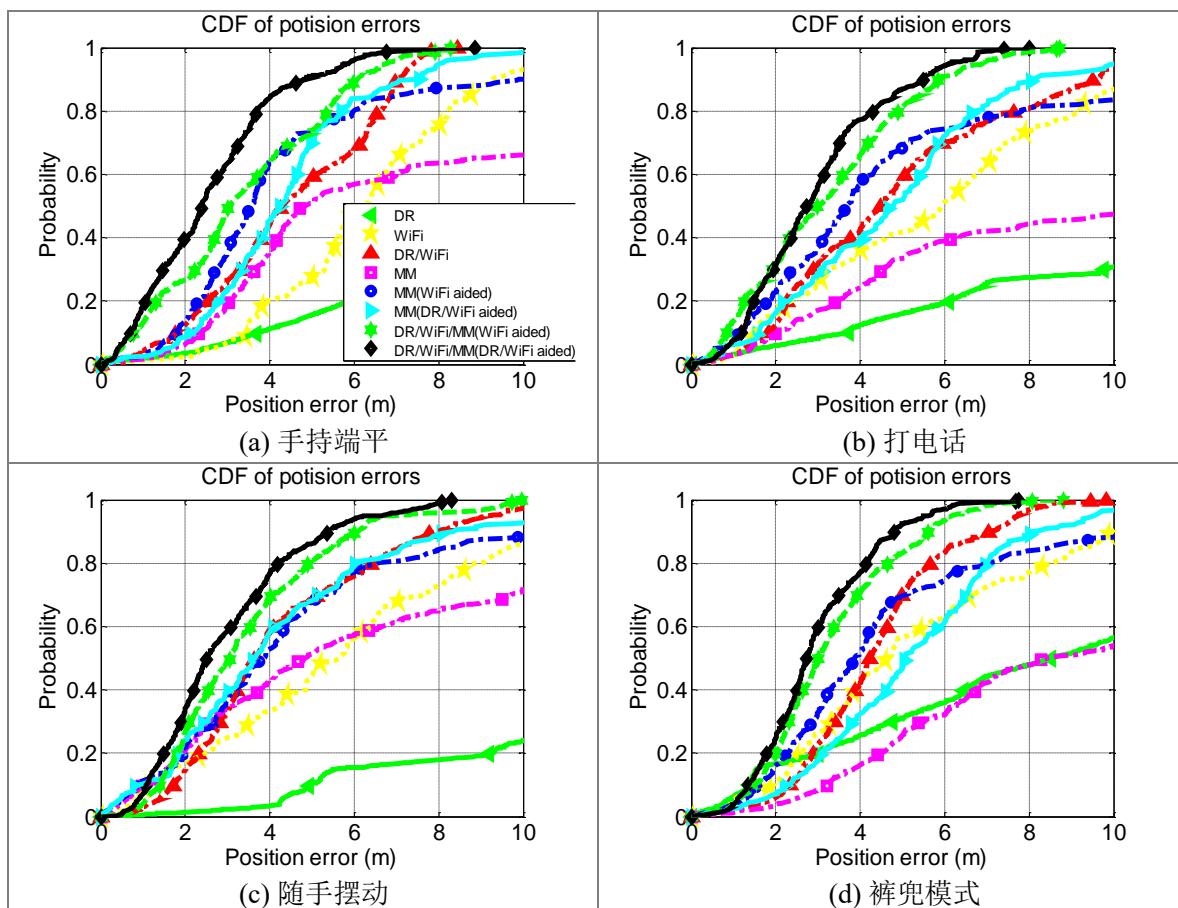


图 5-23. 建筑 E 不同手段定位误差的 CDF

图 5-23、5-24 以及表 5-2 表明：（a）若在建筑 E 内单独使用单一定位方式，则 WiFi 指纹识别精度（误差 RMS 5.7 m）显著优于 DR（误差 RMS 17.1 m）和 MM（误差 RMS 20.0 m）。WiFi 可以提供连续且稳定的结果，而 DR 和 MM 结果分别受误差累积和误匹配的影响。（b）与 DR 组合后，WiFi 定位误差的 RMS 值被降低到了 4.0 m。同时，利用 WiFi 辅助后，MM 定位误差的 RMS 值被降低到了 5.1 m。DR 与 WiFi 的互补性已经被广为研究，而 WiFi 和 MM 的互补性则在该实验结果中得到揭示。（c）通过与外部技术（WiFi 或 MM）组合，不但 DR 误差随时间累积的问题被很大程度上缓解，DR 对设备动态的敏感性也被大大降低。尤其是当使用 DR、WiFi 和 MM 三者组合时，在各种动态模式下均能提供同样稳定的结果。（d）DR/WiFi/MM 组合算法结构#2 性能优于结构#1。通过 DR/WiFi 辅助，MM 位置误差 RMS 值被从 5.1 m 进一步降低到 4.6 m；而 DR/WiFi/MM 位置误差 RMS 值则被进一步从 3.5 m 降低到了 3.0 m。

表 5-2. 建筑 E 各定位手段定位误差统计值

运动模式	误差	A*	B	C	D	E	F	G	H
手持端平	均值	10.1	5.6	3.4	13.0	4.0	3.7	2.5	2.1
	RMS	11.4	5.9	3.7	20.9	5.1	4.1	2.9	2.5
	80 %	14.8	7.3	5.1	21.9	5.2	4.8	4.0	3.0
打电话	均值	10.6	5.1	3.4	18.6	4.4	4.2	3.3	2.6
	RMS	12.2	6.2	3.9	25.4	5.8	5.0	3.8	3.0
	80 %	16.3	7.5	5.3	32.2	6.7	5.8	5.0	3.8
随手摆动	均值	15.0	4.6	3.6	8.6	3.6	3.5	3.0	2.6
	RMS	17.2	5.2	4.2	13.7	4.7	4.5	3.4	3.0
	80 %	22.9	6.5	5.3	17.0	4.8	4.8	4.2	3.6
裤兜模式	均值	18.0	4.8	4.3	13.5	3.8	4.2	3.4	3.0
	RMS	24.4	5.6	4.6	18.2	4.8	4.6	3.7	3.3
	80 %	24.1	7.5	5.5	24.6	5.4	5.4	4.8	4.2
综合	均值	13.8	5.0	3.7	13.9	4.0	3.9	3.1	2.6
	RMS	17.1	5.7	4.0	20.0	5.1	4.6	3.5	3.0
	80 %	19.9	7.2	5.0	24.6	5.6	5.2	4.5	3.7

* A- DR; B- WiFi; C- DR/WiFi; D- MM; E- MM (WiFi 辅助) ; F- MM (DR/WiFi 辅助) ; G- DR/WiFi/MM (WiFi 辅助) ; H- DR/WiFi/MM (DR/WiFi 辅助)

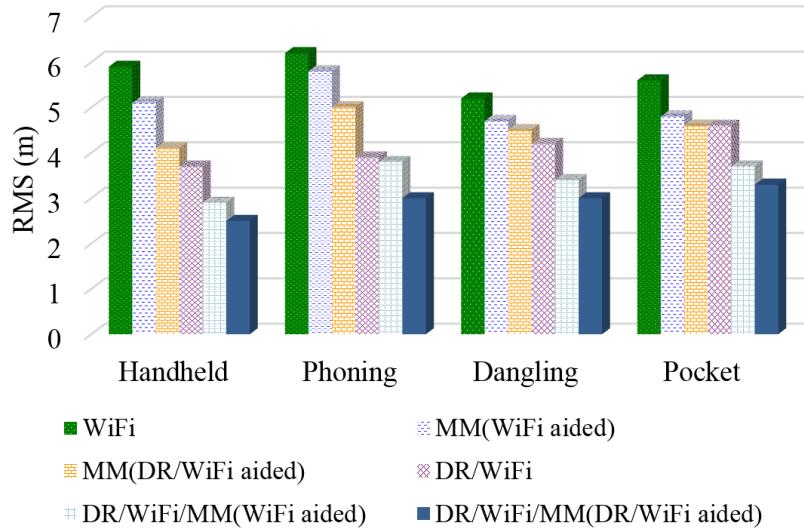


图 5-24. 各运动模式下不同手段定位误差的 RMS 值

5.5.2 建筑 B 测试和结果

与建筑 E 相比，建筑 B 内 WiFi AP 较少，且磁场特征相对不明显。图 5-25 和 4-10 分别展示了建筑 B 内测试轨迹上 RP 及 WiFi 和信号分布。图 5-25 中颜色代表各 RP 上的加权 RSS 数目。因为实际应用环境多复杂且不可预测，因此，尽管建筑 B 内环境与建筑 E 不同，本次实验中还是使用与建筑 E 实验相同的参数来处理建筑 B 的数据，以考察算法的可靠性。图 5-26 展示了手持端平的结果作为示例，其中(a) - (h)分别为 DR、WiFi、DR/WiFi、MM、MM（WiFi 辅助）、MM（DR/WiFi 辅助）、DR/WiFi/MM（WiFi 辅助）及 DR/WiFi/MM（DR/WiFi 辅助）定位结果。

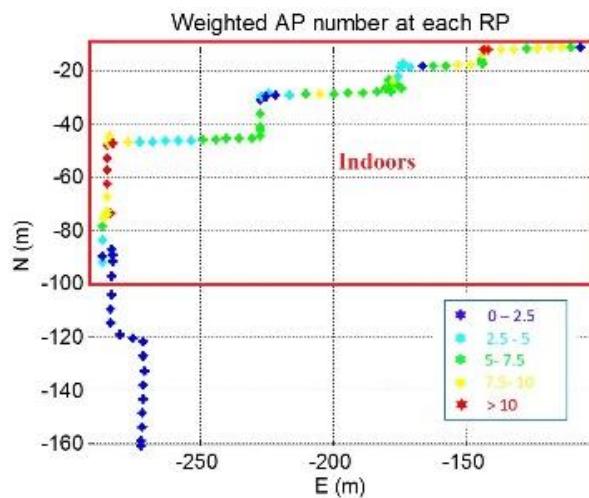
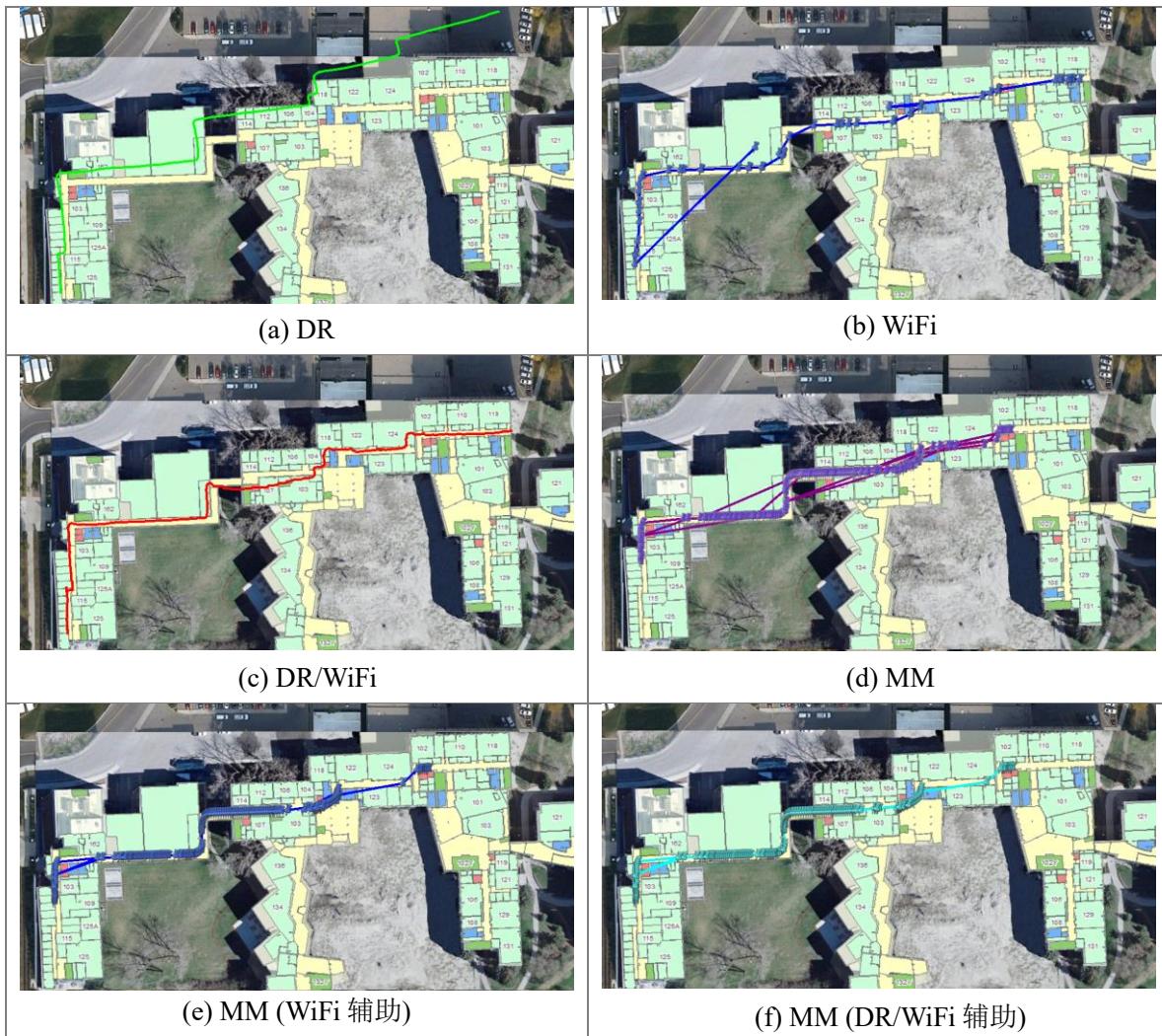


图 5-25. 建筑 B 测试轨迹上 WiFi 信号分布

第四章已经对比了建筑 E 和建筑 B 内 DR/MM 结果，因此，这里不再展示。建筑 B 内各手段定位结果与建筑 E 内结果显示出了相似的特点：DR、WiFi、MM 独立定位结果出现了误差累积或者误匹配的问题；DR/WiFi 或者 WiFi/MM 组合已经提供了接近参考轨迹的结果；而 DR、WiFi 及 MM 三者组合则提供了连续和最接近参考轨迹的导航结果。建筑 B 与 E 内结果较明显的区别是建筑 B 内 MM 结果结果更为稀疏，主要原因是建筑 B 内磁场分布特征没有建筑 E 内明显，所以在质量控制中被剔除了更多的磁场指纹。另一方面，WiFi 定位结果在起始阶段就出现了严重的误匹配。经考察，主要原因是误匹配区域 WiFi 信号较少，导致指纹差异度不明显。



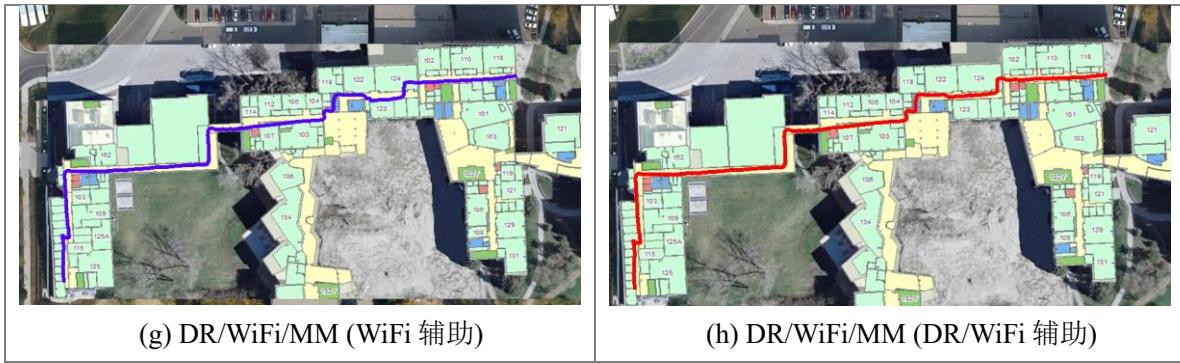


图 5-26. 建筑 B 不同手段定位结果

此外，图 5-27 对比了建筑 B 内 WiFi（单点）和 WiFi（轮廓）的定位误差（a）以及二者与 DR 组合后的定位误差（b）。WiFi（单点）在最初导航时的误匹配被 WiFi（轮廓）算法消除。该结果表明相对 WiFi 单点匹配而言，轮廓匹配算法能够在用户启动导航时，提供更可靠的初始位置。因此，使用轮廓匹配算法能够在用户启动导航时提供更准确的定位，并为 DR 提供更可靠的初始位置，这对于使用智能设备的室内定位有重要意义。但与此同时，在 80 - 100 s 处 WiFi（轮廓）定位误差明显大于 WiFi（单点），表明使用轮廓匹配仍有增加导航误差的风险。当进一步将 WiFi 定位结果与 DR 组合后，该误差被很好的控制。DR/WiFi 组合导航位置误差均小于 10 m。

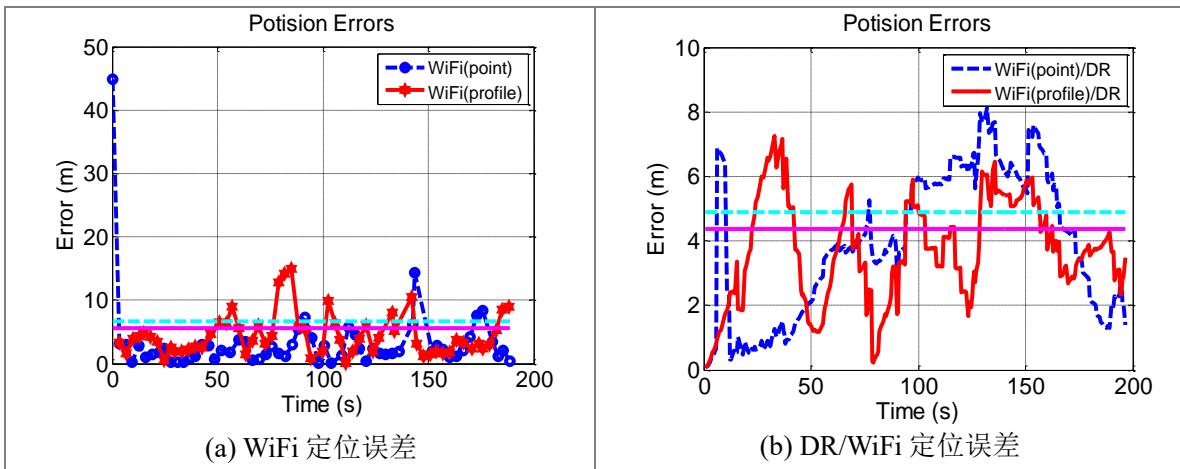


图 5-27. 建筑 B WiFi（单点）、WiFi（轮廓）及二者与 DR 组合位置误差

图 5-28（a）比较了建筑 B 内 MM、MM（WiFi 辅助）及 MM（DR/WiFi 辅助）的定位误差，而 5-28（b）比较了 DR/WiFi/MM（WiFi 辅助）及 DR/WiFi/MM（DR/WiFi 辅助）的定位误差。结果显示通过 WiFi 辅助和 DR/WiFi 辅助均能将 MM 最大误差从 100 m 降低

到了约 20 m，且成功剔除绝大多数误匹配。另一方面，相比 WiFi 辅助，基于 DR/WiFi 辅助能剔除更多的 MM 误匹配，这与建筑 E 内结果相似。对比 5-28 (b) 和 5-27 (b) 发现，通过使用 WiFi 或 DR/WiFi 辅助的 MM 结果与 DR/WiFi 组合，可使定位结果变得更加平滑，且误差进一步缩小。在 80 s 以前，DR/WiFi/MM 与 DR/WiFi 误差类似，可能的原因是此时 DR/WiFi 误差已足够小；而到了 80 s 以后，DR/WiFi/MM 误差明显小于 DR/WiFi，因为此时 DR/WiFi 误差显著增加，而 DR/WiFi/MM 误差依然保持稳定。

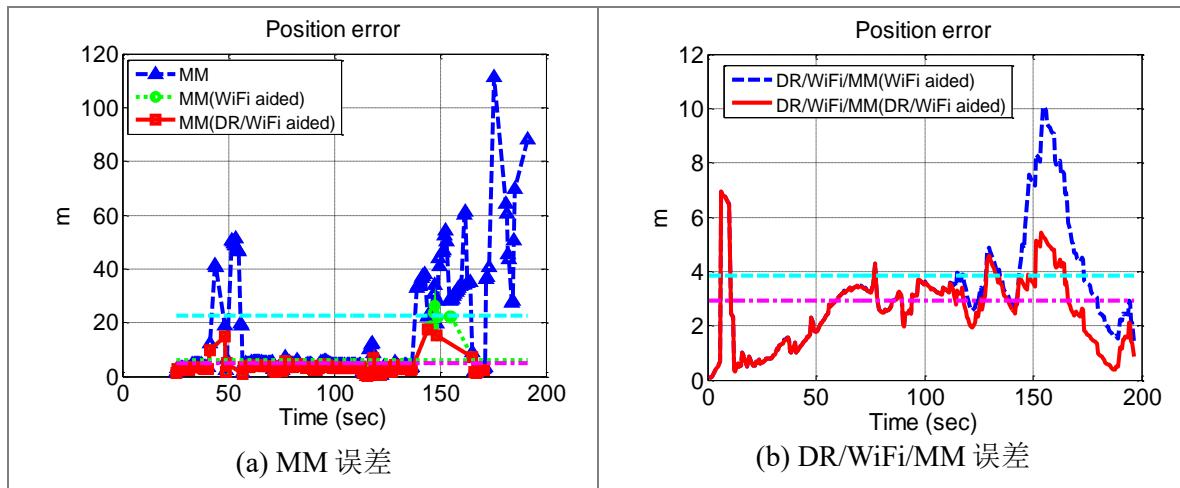


图 5-28. 建筑 B WiFi 或 DR/WiFi 辅助的 MM，以及其与 DR/WiFi 组合的定位误差

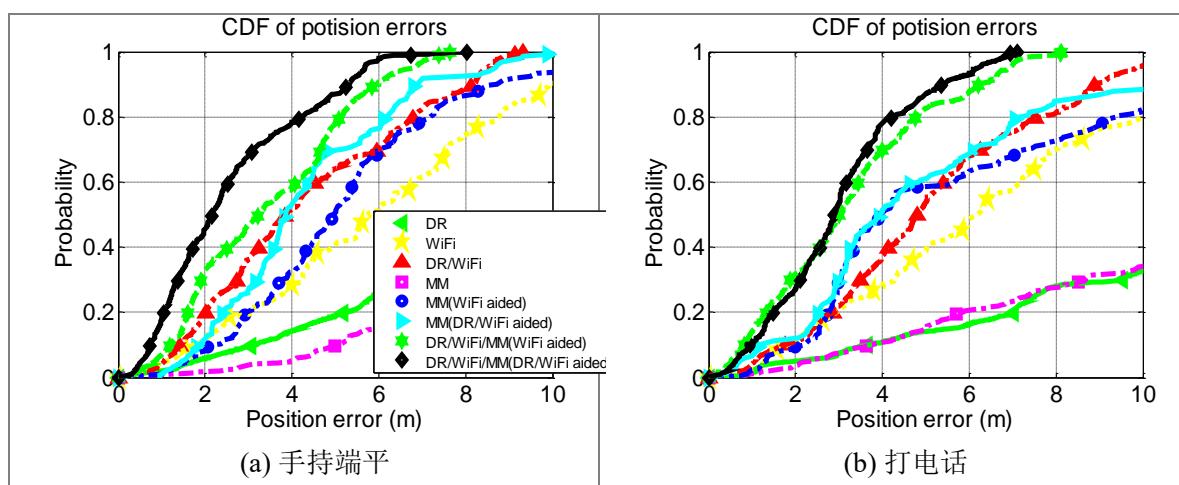
图 5-29 绘制了建筑 B 内使用各手段定位误差的 CDF，相应的统计在表 5-3 中列出。在建筑 B 内更多磁场指纹因变化不明显被剔除后，B 和 E 内 MM 位置误差的 RMS 值处在相同的水平（21.6 m 和 20.0 m）。而因为建筑 B 内 WiFi AP 分布更为稀疏，B 内的 WiFi 定位误差（RMS 7.0 m）显著大于建筑 E 内结果（RMS 5.7 m）。相应地，建筑 B 内 WiFi 辅助的 MM 算法定位误差（RMS 6.3 m）也高于建筑 E 内结果（RMS 5.1 m）。在两个环境中，WiFi 辅助的 MM 算法精度都显著高于 MM 独立定位（分别提高 70.8 % 和 74.5 %），且少量高于 WiFi 独立定位（分别提高 10.0 % 和 10.5 %）。

使用 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构#2 在建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别为 3.0 m 和 3.4 m，比使用结构#1 在两建筑内的结果误差均小了 0.5 m。若单独分析各运动模式下的结果，则结构#2 结果相比结构#1 的改进为 0.4 – 0.8 m（提高 10.8 - 23.1 %）。此外，使用 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构#2 降低了应用环境（包括 WiFi 和磁场信号分布）对导航性能的影响。在两个不同应用环境中使用该算法，位置误差的 RMS 值差异仅为 0.4 m，明显小于其它手段在两环境误差 RMS 的差异。

表 5-3. 建筑 B 各定位手段定位误差统计值 (单位: m)

运动模式	误差	A*	B	C	D	E	F	G	H
手持端平	均值	11.9	6.0	4.3	17.6	5.3	4.3	3.4	2.6
	RMS	13.5	6.7	5.0	22.5	6.0	4.8	3.9	3.1
	80 %	18.7	8.8	6.8	24.2	7.2	6.2	5.1	4.2
打电话	均值	15.5	6.6	5.1	19.2	5.6	5.0	3.2	3.0
	RMS	18.1	7.6	5.7	24.1	6.7	5.9	3.8	3.4
	80 %	23.7	10.1	7.6	29.0	9.4	7.4	4.8	4.2
随手摆动	均值	15.0	6.0	4.6	14.7	5.2	4.9	3.4	3.0
	RMS	20.4	7.2	5.1	17.7	6.4	5.8	4.0	3.6
	80 %	23.4	9.1	6.6	22.9	9.6	6.8	5.3	4.8
裤兜模式	均值	10.3	5.5	4.3	16.7	4.8	4.9	3.3	3.0
	RMS	14.7	6.5	4.7	21.5	6.2	5.9	3.7	3.3
	80 %	15.6	8.2	6.1	27.7	7.9	8.0	4.7	4.1
综合	均值	13.4	6.1	4.6	17.1	5.2	4.8	3.3	2.9
	RMS	16.9	7.0	5.1	21.6	6.3	5.6	3.9	3.4
	80 %	20.6	9.1	6.8	26.1	8.6	7.1	5.0	4.3

* A- DR; B- WiFi; C- DR/WiFi; D- MM; E- MM(WiFi 辅助); F- MM(DR/WiFi 辅助); G- DR/WiFi/MM(WiFi 辅助); H- DR/WiFi/MM(DR/WiFi 辅助)



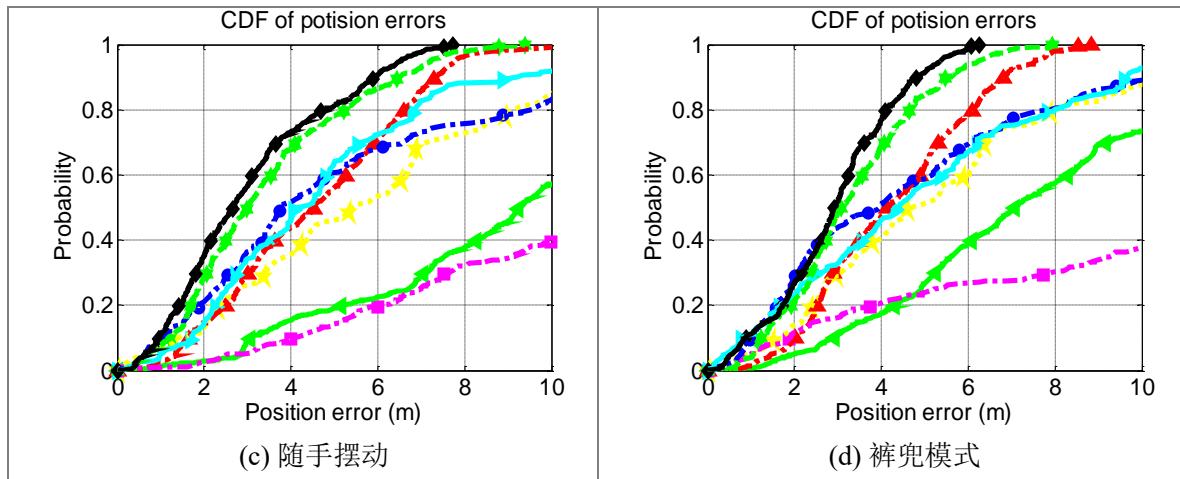


图 5-29. 建筑 B 不同手段定位误差的 CDF

图 5-30 比较了两建筑内使用不同手段定位误差的 RMS 值。可以看出，WiFi 和 MM 的结果都受环境影响，两建筑内结果差别明显。而通过使用更多技术进行组合可以有效降低环境因素的影响。此外，DR/WiFi/MM（DR/WiFi 辅助）的方案在仅依靠手机内置 MEMS 传感器和建筑内现有 WiFi 的情况下，提供了最精确的定位结果（建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别为 3.0 m 和 3.4 m）。

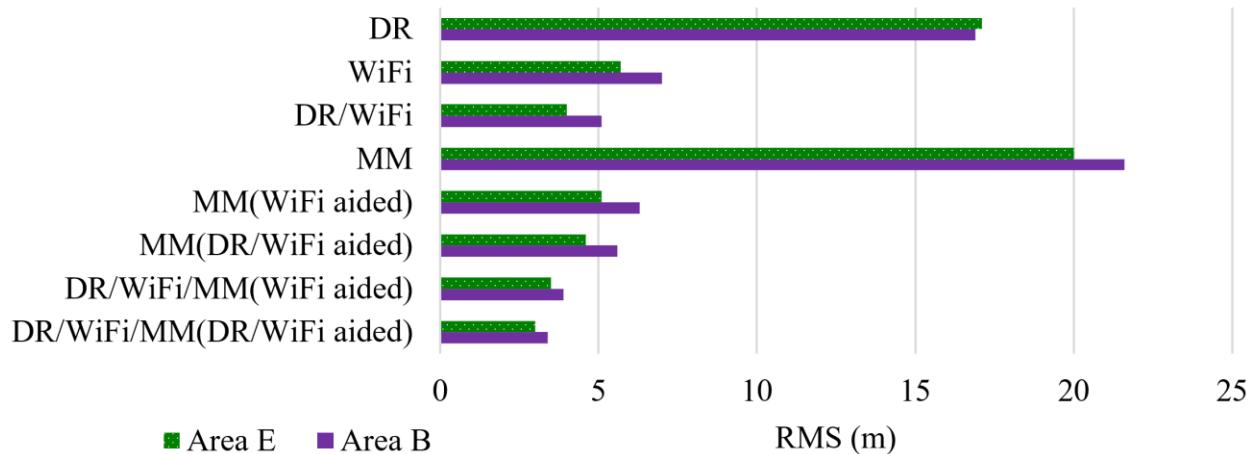


图 5-30. 建筑 E 和 B 内使用不同手段定位误差的 RMS 值

5.6 小结

相比第四章，本章利用公共场合现有 WiFi 布设，进一步提高基于移动智能终端的行人导航性能。主要介绍了如下三个层面的问题：

- (1) 在 WiFi 定位层面通过引入 DR 提供的短期轨迹信息以及数据库内 RP 间几何关系，提出了一种用于 WiFi 指纹识别的轮廓匹配算法，将 WiFi 指纹维度从单点扩展到多点，并引入 MD-DTW 算法以缓解行人导航中短期轨迹长度测量不准确的问题。实测结果表明：轮廓匹配算法将 WiFi 指纹识别定位误差的 RMS 值从 5.7 m 缩小到了 4.9 m（改进 14.0 %），并在某次测试中成功剔除单点匹配在导航起始阶段出现的误匹配，这对于室内定位的初始化问题有重要意义。进一步使用 WiFi 定位结果与 DR 组合时，DR/WiFi（轮廓）定位误差的 RMS 值（4.2 m）比 DR/WiFi（单点）的（3.8 m）小 9.5 %。因此，不论是 WiFi 独立定位，还是 DR/WiFi 组合，轮廓匹配都能提供比传统单点匹配更可靠的结果。
- (2) 在 WiFi 和 MM 组合层面，针对 WiFi 和 MM 的互补特性（WiFi 误匹配率较低但结果波动较大，而 MM 正好相反），提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量。实测结果表明：基于 WiFi 辅助的 MM 算法可消除大部分 MM 误匹配。建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别从 20.0 m 和 21.6 m 缩小到了 5.1 m 和 6.3 m（分别缩小了 70.8 % 和 74.5 %）。此外，基于 WiFi 辅助的 MM 算法定位误差小于 WiFi 独立定位（分别改进 10.0 % 和 10.5 %）。因为该基于 WiFi 辅助的 MM 算法可以仅依靠加速度计提供的脚步信息完成，不一定需要完整的 DR 解（若使用 DR 可提供更多信息，如相对航向变化），因此格外适用于没有内置陀螺的中低端移动智能终端。进一步，当 DR 可用时，基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法相比基于 WiFi 辅助的 MM 算法可剔除更多的 MM 误匹配。前者在建筑 E 和 B 内定位误差的 RMS 值分别为 4.6 m 和 5.6 m，相较后者分别提高了 9.8 % 和 11.1 %。此外，基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法的导航结果中绝大多数位置误差低于 10 m，因此该方法可为定位卡尔曼滤波提供可靠的位置修正。
- (3) 在 DR、WiFi 和 MM 组合层面，设计并测试了两种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构。其中结构#1 利用了上述基于 WiFi 辅助的 MM 算法，而结构#2 则利用基于 DR/WiFi 辅助的 MM。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号较少的区域。此外，本章针对两种结构设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合结构多至少一层。实测结果表明：使用 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构#2 在建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别为 3.0 m 和 3.4 m，比使用结构#1 时均小了 0.5 m。若单独考察各运动模式，则结构#2

结果位置误差比结构#1 少 $0.4 - 0.8$ m（提高 10.8 - 23.1 %）。因此，算法结构#2 可更有效地提高系统可靠性。

通过组合 DR、WiFi 和 MM，有效地降低了应用环境（如 WiFi 和 MM 信号分布）对导航性能的影响。DR/WiFi/MM 组合在两不同环境中定位误差的 RMS 值差异仅为 0.4 m，小于其它策略结果中位置误差 RMS 值的差异（WiFi 为 1.3 m、MM 为 1.6 m、WiFi/MM 为 1.2 m、DR/WiFi 为 1.1 m）。此外，组合 DR、WiFi 和 MM，有效地降低了运动模式对导航性能的影响。使用 DR/WiFi/MM 组合时，在四种动态下定位误差的 RMS 值之间的最大差异在建筑 E 和 B 中仅为 0.8 m 和 0.5 m，小于 DR 结果差异的 13.0 m 和 6.9 m、WiFi 结果差异的 1.0 m 和 1.1 m、MM 结果差异的 11.9 m 和 6.4 m、WiFi/MM 结果差异的 1.1 m 和 0.7 m，以及 DR/WiFi 结果差异的 1.0 m 和 1.1 m。

本文 DR/WiFi/MM 组合方案可在仅依靠智能手机内置 MEMS 传感器和公共场合现有 WiFi 布设的条件下，提供获得了连续、平滑、可靠的导航结果，因此，特别适用于基于移动智能终端的室内导航定位及其相关应用。

6 结论及未来工作

本章总结本论文研究工作及主要成果，并对未来工作进行展望。

6.1 结论

本文提出了一种基于智能设备中内置微机电（MEMS）传感器、室内磁场特征以及公共场合现有 WiFi 布设的组合室内导航方案和算法。该方案定位精度达到 3-5 米（RMS），且结果连续、平滑的、没有“跳点”。此外，该方案能很方便地进行扩展，和其它定位手段（如 GNSS、BLE）进行组合。通过综合吸收 DR、WiFi 和 MM 各自的优势，本文算法有以下特点：

- (1) 本算法可以在不需要任何外部设备和用户干预的情况下，显著降低消费级 MEMS 陀螺的零偏（典型值为几 deg/s），从而提高姿态确定和位置推算结果；
- (2) 本算法可以在 WiFi、BLE 等外部定位技术不可用时，采用环境磁场特征匹配（MM）辅助 DR 的方案来提供连续和较为可靠的室内导航结果；外部定位技术可用时，可利用其信息进一步提高结果的精度和可靠性；
- (3) 本算法可以降低应用环境对导航定位的影响。例如，该算法可在 WiFi 信号分布弱的室内环境正常工作，也可在存在频繁磁场干扰或磁场特征不明显的环境工作；
- (4) 本算法可以降低设备运动模式对导航定位的影响。具体来讲，该算法可在多种运动模式下（如端平、打电话、随手摆动、裤兜模式）提供同样可靠的导航结果。

具体来讲，与前人工作对比，本文研究的主要创新点包括：

- (1) 第三章提出了一种对消费电子产品中 MEMS 陀螺的自主标定算法。该算法不需要任何外部设备，且可在没有任何用户干预时自动完成。本算法综合利用了多层次约束信息（包括伪观测、加速度计和磁强计观测及其叉乘向量、准静态姿态更新等），因此在各种典型行人动态下均能正常工作，且能在磁场干扰频繁的室内环境中正常工作，提供可靠的标定结果，显著改善测姿和定位精度。

使用三部手机在四种运动模式下的室外、室内测试结果表明：该方法可将陀螺零偏误差从几 deg/s 降低到室内 0.15 deg/s、室外 0.1 deg/s 的水平。尽管各测试设备初始陀螺零偏不同，该方法将所有设备的陀螺零偏降低到了相同的水平。

- (2) 第四章研究了基于 DR 和 MM 的室内心人导航算法。发现提高 DR/MM 性能的关键在于剔除 MM 误匹配或者降低其对组合导航影响，本文有针对性地提出和测试了两种误匹配探测机制，包括基于阈值的机制和基于 AKF 的机制。因为室内心人应用环境的复杂性和不可预测性，WiFi、BLE 等外部定位方式易受到 AP 分布、信号强度波动、数据库时变性等因素的影响。该 DR/MM 算法可在外部定位技术短期不可用或不可靠时提供连续的导航结果。

使用两部智能手机在两个磁场环境不同的室内环境中四种运动模式下的测试结果表明上述两种质量控制机制均有效降低了 MM 误匹配的影响。基于两种机制的 DR/MM 方案在磁场干扰频繁和严重的建筑 E 内的 RMS 值分别为 4.3 m 和 4.6 m，在磁场特征相对不明显的建筑 B 内位置误差的 RMS 值分别为 5.2 m 和 5.6 m。相比没有质量控制的 DR/MM 结果，基于两种质量控制的结果分别提高了 47.6 % - 67.9 % 和 43.9 % - 65.4 %。

- (3) 第五章通过引入 DR 提供的短期运动轨迹以及数据库内 RP 之间的空间几何关系，提出了一种用于 WiFi 指纹识别的轮廓匹配算法。该算法将 WiFi 指纹维度从单点扩展到多点，从而大大增加了指纹信息的丰富性。为了解决行人导航短期运动轨迹长度测量不准确的问题，本章将 MD-DTW 算法引入到 WiFi 定位中。轮廓匹配算法能有效消除单点匹配结果中的一些误匹配，并能在用户开启导航时，提供更可靠的初始位置。此外，本方法不仅适用于使用 WiFi 的情形，也可用于其它无线定位技术。

实测结果表明：轮廓匹配算法将 WiFi 指纹识别定位误差的 RMS 值从 5.7 m 缩小到了 4.9 m（改进 14.0 %）。更重要的是，轮廓匹配有效消除了单点匹配结果中的一些误匹配，例如某次测试中单点匹配在导航起始阶段出现的误匹配，该改进可缓解室内定位的初始化问题。进一步使用 WiFi 轮廓匹配结果与 DR 组合时，定位误差的 RMS 值降低到 3.8 m，较 DR/WiFi（单点）结果改进了 9.5 %。

- (4) 第五章针对 WiFi 和 MM 的互补特性（WiFi 误匹配率较低但结果波动较大，而 MM 正好相反），提出了一种基于 WiFi 辅助的 MM 算法。其基本思想是利用 WiFi 定位结果确定 MM 搜索范围，从而大幅降低 MM 误匹配率和计算量，并获得优于 WiFi 或 MM 的定位结果。本方法也可用于其它无线定位技术，如 BLE。当多种无线定位技术同时存在时，可根据各自提供的搜索范围的交集确定最终 MM 搜索范围。进一步，当 DR 可用时，本文使用 DR/WiFi 辅助 MM 剔除更多 MM 误匹配。此外，即便在无法获取完整 DR 解的情况下，也可利用加速度计提供的脚步信息完成该 WiFi/MM 算法，因此该算法对于没有内置陀螺的中低端移动智能终端尤为重要。

实测结果表明：该基于 WiFi 辅助的 MM 算法可消除大部分 MM 误匹配。两测试环境中基于 WiFi 辅助的 MM 算法结果比 MM 独立定位分别改进了 70.8 % 和 74.5 %，比 WiFi 独立定位分别改进了 10.0 % 和 10.5 %。进一步，本文在 DR 可用时使用基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法将在建筑 E 和 B 内定位误差的 RMS 值进一步缩小到 4.6 m 和 5.6 m（改进 9.8 % 和 11.1 %）。基于 DR/WiFi 辅助的 MM 算法将绝大多数位置误差限制在 10 m 以内，可为定位卡尔曼滤波提供可靠的位置修正。

- (5) 第五章设计了两种改进的 DR/WiFi/MM 组合导航算法结构，并做了对比分析。其中结构#1 利用了上述 WiFi/MM 算法，而结构#2 则利用 DR/WiFi 组合导航结果来辅助 MM。相比结构#1，结构#2 能更加有效地剔除 MM 误匹配，尤其是在 WiFi 信号几何分布弱的区域。此外，本章针对两种结构设计了相应的质量控制机制。其中结构#2 的质量控制比已有 DR/WiFi/MM 组合质量控制机制多至少一层，也因此更能有效提高系统可靠性。

实测结果表明：本文 DR/WiFi/MM 组合算法结构#2 在 WiFi 和磁场环境不同的建筑 E 和 B 内位置误差的 RMS 值分别为 3.0 m 和 3.4 m，比使用结构#1 时均小了 0.5 m。若单独考察各运动模式，结构#2 结果相比结构#1 的改进为 0.4 - 0.8 m（提高 10.8 - 23.1 %）。此外，通过 DR、WiFi 和 MM 三者组合，有效降低了 WiFi 和 MM 信号分布以及设备动态的影响。DR/WiFi/MM 组合结构#2 在两建筑中位置误差的 RMS 值差异仅为 0.4 m，在两建筑中四种动态下位置误差的 RMS 值之间的最大差异仅为 0.8 m 和 0.5 m。

本文 DR/WiFi/MM 组合方案在仅依靠智能手机内置 MEMS 传感器和公共场合现有 WiFi 布设的条件下，获得了连续、平滑、可靠的导航结果。该方案导航精度和可靠性可以满足大多数大众 LBS 应用的要求。因为其可靠性及其高性价比（不需要额外的设备布设和维护），该方案特别适用于基于移动智能终端的室内导航定位及其相关应用。本文研究的潜在应用包括：

- 基于移动智能终端（消费类电子产品）的移动 LBS 应用；
- 为室内测图提供定位信息；
- 基于用户日常轨迹的室内 WiFi/磁场数据库众包测绘；
- 增强基于手机的 GNSS 定位（如精客单点定位（PPP））；
- 与其他定位技术（如 BLE、智能 LED 灯、地图匹配等）组合。

6.2 未来工作展望

未来工作主要是对现有算法进行优化，以增强其实用性，并使其满足不同应用场景的需求。具体工作包括：

- 深入研究不同位置服务应用场景（如医院、商场、机场）对导航定位性能的需求，从而有针对性地优化算法。如有需要，可引入 BLE、RFID 等技术进一步提高导航性能。
- 进一步减小 WiFi 和磁场数据库构建和更新的工作量。例如，基于现有组合导航算法，可使用众包或 SLAM 的方式，利用大众用户日常导航数据对小范围数据库进行后台自动更新。
- 扩展算法使用场景，如更多运动模式（如跑步）、引入气压高程计信息加入楼层判断、加入行人和车载模式判断，与现有车载组合导航算法无缝衔接等。
- 针对特定应用需求，在保证算法精度满足要求的条件下，对算法进行优化，提高计算效率。

在未来将该方案进行完善的基础上，可使用其作为引擎，充分挖掘和利用大众用户日常导航信息，促进移动位置服务、移动物联网和移动传感网的发展。

博士期间相关研究成果已发表期刊论文 16 篇，其中 SCI 源刊 11 篇（一作 3 篇，二作 3 篇，三作 4 篇，四作 1 篇）、EI 源刊 1 篇（一作）、国际会议论文 14 篇（一作 9 篇）、已授权专利 2 项（均为二作）。获得第五届 EVAAL（2015）国际室内定位比赛冠军一次（一作，共 11 支队伍参赛，4 支来自工业界，7 支来自学术界，均为国外队伍）、国际移动测绘技术研讨会最佳学生论文一次（一作）、美国导航学会 ION 最佳论文一次（三作）。相关链接：https://www.researchgate.net/profile/You_Li13。

附录：研究成果

已出版期刊论文

- [J1] "WiFi-Aided Magnetic Mathicng for Indoor Navigation with Consumer Portable Devices", *Micromachines* 2015, no. 6, pp. 747-764, doi: 10.3390/mi6060747, (SCI, IF = 1.269), 第一作者。
- [J2] "Autonomous Calibration of MEMS Gyros in Consumer Portable Devices," *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, no.7, pp. 4062-72, (SCI, IF = 1.852), 第一作者。
- [J3] "An in situ Hand Calibration Method Using a Pseudo-observation Scheme for Low-end Inertial Navigation Units", *Measurement Science and Technology*, vol.23, No.10, 2012, (SCI, IF = 1.433), 第一作者。
- [J4] "Fast Thermal Calibration of Low-Grade Inertial Sensors and Inertial Measurement Units", *Sensors*, 2013 (9): 12192-12217, (SCI, IF = 2.245), 第二作者（导师一作）。
- [J5] "The Impact of Vehicle Maneuvers on the Attitude Estimation of GNSS/INS for Mobile Mapping", *Journal of Applied Geodesy*, 2015 9 (3): 183-197, (EI), 第一作者。
- [J6] "An Adaptive Low-Cost GNSS/MEMS-IMU Tightly-Coupled Integration System with Aiding Measurement in a GNSS-Signal-Challenged Environment", *Sensors* 2015(15): 23952-23982, (SCI, IF = 2.245), 第三作者。
- [J7] "Thermal Calibration Procedure and Thermal Characterization of Low Grade Inertial Measurement Units", *Journal of Navigation*, 2015 (7): 1-18, (SCI, IF = 0.949), 第二作者。
- [J8] "PDR/INS/WiFi integration based on handheld devices for indoor pedestrian navigation", *Micromachines*, vol. 6, no. 6, pp. 793-812, (SCI, IF = 1.269), 第三作者。
- [J9] "Smartphone-based WiFi access point localization and propagation parameter estimation using crowdsourcing", *IET Electronics Letters*, 51(17):1380 – 138, (SCI, IF = 1.068), 第二作者。
- [J10] "Collaborative WiFi Fingerprinting using Sensor-based Navigation on Smartphones", *Sensors* 2015(15):17534-17557, (SCI, IF = 2.245), 第三作者。
- [J11] "Evaluation of Two WiFi Positioning Systems Based on Autonomous Crowdsourcing of Handheld Devices for Indoor Navigation", *IEEE Transactions on Mobile Computing*, DOI 10.1109/TMC.2015.2451641, (SCI, IF = 2.912), 第三作者。
- [J12] "A Novel Kalman Filter with State Constraint Approach for the Integration of Multiple Pedestrian Navigation Systems", *Micromachines* 2015 (6), pp. 926-952, (SCI, IF = 1.269), 第四作者。
- [J13] "Using Inertial Sensors in Smartphones for Curriculum Experiments of Inertial Navigation Technology." *Educ. Sci.* 5, no. 1: 26-46, 第三作者。
- [J14] Observability Analysis of Non-Holonomic Constraints for Land-Vehicle Navigation Systems, *Journal of Global Positioning Systems* 2012, vol. 11, no. 1, pp. 80-88, 第二作者（导师一作）。

- [J15] Algorithm Development and Simulation Verification of GNSS/INS Integration for Earthquake Monitoring, *Journal of Navigation and Positioning*, 2013, 1(2), pp.60-65, 第三作者。
- [J16] “Wireless Access Point Localization and Propagation Parameter Determination Using Nonlinear Least Squares and Multi-Level Quality Control”, IEEE Wireless Communications Letters, 2015 (9), 第二作者。

在审期刊论文

- [J17] “A Hybrid WiFi/Magnetic Matching/PDR Approach for Indoor Navigation with Consumer Portable Devices”, minor revision, *IEEE Communications Letters*, 第一作者。
- [J18] “An Improved Dead-Reckoning/WiFi/Magnetic Matching Integration Structure for Indoor Navigation”, *Information Fusion*, under review, 第一作者。
- [J19] “Autonomous Indoor Pedestrian Navigation using MEMS Sensors in Consumer Portable Devices and Magnetic Features” under review, *IEEE Transaction on Instrument and Measurement*, 第一作者。
- [J20] “Study the Relation between Attitude Estimation and Inertial Sensor Error Estimation in GNSS/INS Integration through an Observability Analysis Method”, under review (1st round), *International Journal of Navigation and Observation*, 第二作者（导师一作）。

会议论文

- [C1] “Smartphone-based Indoor Navigation using PDR and Magnetic Matching”, ION GNSS+ 2015, September 14-18, Tampa, Florida, 第一作者。
- [C2] “Design and Evaluation of tightly-coupled Integration of WiFi and MEMS Sensors in Smartphones”, ION GNSS+ 2015, September 14-18, Tampa, Florida, 第二作者。
- [C3] “Kalman Filter with Hard and Soft Constraints for the Integration of Multiple Pedestrian Navigation Systems”, ION GNSS+ 2015, September 14-18, Tampa, Florida, 第三作者。
- [C4] “Real-time attitude tracking of mobile devices”, IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada, 第一作者。
- [C5] “A modularized real-time indoor navigation algorithm on smartphones”, accepted by IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada, 第一作者。
- [C6] “An Efficient Method for evaluating the Performance of an Integrated Multiple Pedestrian Navigation Systems”, accepted by IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada, 第三作者。
- [C7] “Real-time Indoor Navigation with Smartphone Sensors”, accepted by IPIN 2015, Oct 13-16, Calgary, Canada, 第一作者。
- [C8] “An Automatic Multi-level Gyro Calibration Architecture for Consumer Portable Devices”, International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN) 2014, October 27-30, Busan, Korea, 第一作者。

- [C9] “Robustness Evaluation and Improvements of an In-situ Hand Calibration Method for Low-end IMUs in Pedestrian Navigation Applications”, *Proc. ION GNSS plus 2013*, Sept. 17-21, Nashville, Tennessee, 第一作者。
- [C10] “Simulation Analysis for the Influences of Vehicle Maneuvers to the Attitude Estimations of GNSS/INS Navigation Systems”. *Lecture Notes in Electronic Engineering –CSNC 2012*, pp. 679-94, 第一作者。
- [C11] “Fast Thermal Calibration of Low-Grade Inertial Sensors and Inertial Measurement Units”, *MMT 2013*, May 1-3, 2013, Taiwan., 第一作者。
- [C12] “Observability Analysis of Non-Holonomic Constraints for Land-Vehicle Navigation Systems”, *Proc. ION GNSS 2012*, Sept. 17-21, Nashville, Tennessee, 第一作者。
- [C13] “An IMU Calibration Method Using Simple Machinery and the Comprehensive Error Analysis (in Chinese)”, *China Satellite Navigation Conf. 2010*, May 18-20, Shanghai, China, pp. 1426-33, 第一作者。
- [C14] “Using Inertial Sensors of iPhone 4 for Car Navigation”, *Proceedings of IEEE/ION PLANS 2012*, Myrtle Beach, South Carolina, April 2012, pp. 555-561, 第三作者。

发明专利

- [P1] Chinese patent: A Fast Calibration Method for Inertial Measurement Units, Chinese patent, Authorization date: Nov 15, 2014, Patent No.: 201210056759.2, 第二完成人（导师一作）。
- [P2] Chinese patent: A fast thermal calibration method for Inertial Measurement Units, Chinese patent, Authorization date: June 18, 2014, Patent No.: 201310270889.0, 第二完成人（导师一作）。
- [P3] US patent: A Fast Calibration Method for Inertial Measurement Units. International patent application No.: PCT/CN201/072202, 第二完成人（导师一作）。
- [P4] Chinese patent: An automatic gyro calibration method. Application date: March 17, 2015, 第二完成人（导师一作）。
- [P5] Chinese patent: Indoor navigation based on inertial sensors, WiFi, and magnetic matching. Application date: June 30, 2015, 第二完成人（导师一作）。

研究成果获奖

Final winner of Indoor Smartphone Navigation Competition (1st place in 11 teams from all over the world, 4 from industry and 7 from academic), EVAAL Indoor Navigation, Canada, 第一作者。

Best Student Paper, International Symposium of Mobile Mapping Technology, Taiwan, China, 第一作者。

Best Paper, Conference of ION GNSS+ 2015, Florida, US, 第三作者。

参考文献

- [1] E. P. Herrera, H. Kaufmann, J. Secue, R. Quirós, and G. Fabregat, "Improving data fusion in personal positioning systems for outdoor environments," *Information Fusion*, vol. 14, pp. 45-56, 2013.
- [2] I. L. Dos Santos, L. Pirmez, É. T. Lemos, F. C. Delicato, L. A. V. Pinto, J. N. de Souza, et al., "A localized algorithm for Structural Health Monitoring using wireless sensor networks," *Information Fusion*, vol. 15, pp. 114-129, 2014.
- [3] BergInsight. (2014, July 7). Available: <http://www.berginsight.com/ReportPDF/ProductSheet/bi-lbs8-ps.pdf>
- [4] K. A. Rahim, "Heading Drift Mitigation for Low Cost Inertial Pedestrian Navigation," PhD, The University of Nottingham, 2012.
- [5] Z. Deng, Y. Yu, X. Yuan, N. Wan, ;, and L. Yang, "Situation and development tendency of indoor positioning," *Communications*, China, vol. 10, pp. 42-55, 2013.
- [6] R. Mautz, "Indoor positioning technologies," *Habil. ETH Zürich*, 2012, 2012.
- [7] C. Federal Communications, "Wireless E911 location accuracy requirements," *PS Docket*, 2015.
- [8] D. Dodge. (2015, July 29). Indoor Location startups innovating Indoor Positioning. Available: http://dondodge.typepad.com/the_next_big_thing/2013/06/indoor-location-startups-innovating-indoor-positioning.html
- [9] Z. He, "High-Sensitivity GNSS Doppler and Velocity Estimation for Indoor Navigation," 2013.
- [10] Z. Xiao, H. Wen, A. Markham, N. Trigoni, P. Blunsom, and J. Frolik, "Non-Line-of-Sight Identification and Mitigation Using Received Signal Strength," *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 14, pp. 1689-1702, 2015.
- [11] A. Bose and C. H. Foh, "A practical path loss model for indoor WiFi positioning enhancement," in *Information, Communications & Signal Processing, 2007 6th International Conference on*, 2007, pp. 1-5.
- [12] S. Schmitt, S. Adler, and M. Kyas, "The Effects of Human Body Shadowing in RF-based Indoor Localization," in *International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation*, 2014, p. 30th.
- [13] X. Niu, Y. Li, H. Zhang, Q. Wang, and Y. Ban, "Fast Thermal Calibration of Low-Grade Inertial Sensors and Inertial Measurement Units," *Sensors*, vol. 13, pp. 12192-12217, 2013.
- [14] M. H. Afzal, "Use of Earth's Magnetic Field for Pedestrian Navigation," vol. 73, ed, 2011.
- [15] A. Morrison, V. Renaudin, J. B. Bancroft, and G. Lachapelle, "Design and testing of a multi-sensor pedestrian location and navigation platform," *Sensors*, vol. 12, pp. 3720-3738, 2012.
- [16] S. Saeedi, "Context-Aware Personal Navigation Services Using Multi-level Sensor Fusion Algorithms," PhD, University of Calgary, 2013.
- [17] J. Barnes, C. Rizos, A. Pahwa, N. Politi, and J. van Cranenbroeck, "The potential of locata technology for structural monitoring applications," *Positioning*, vol. 1, 2007.
- [18] A. R. J. Ruiz, F. S. Granja, J. C. Prieto Honorato, and J. I. G. Rosas, "Accurate pedestrian indoor navigation by tightly coupling foot-mounted IMU and RFID measurements," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 178-189, 2012.
- [19] G. Goncalo and S. Helena, "Indoor location system using ZigBee technology," in *Sensor Technologies and Applications, 2009. SENSORCOMM'09. Third International Conference on*, 2009, pp. 152-157.
- [20] F. Zampella, A. De Angelis, I. Skog, D. Zachariah, and A. Jimenez, "A constraint approach for UWB and PDR fusion," in *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 1-9.
- [21] N. Fallah, I. Apostolopoulos, K. Bekris, and E. Folmer, "Indoor human navigation systems: A survey," *Interacting with Computers*, vol. 25, pp. 21-33, 2013.
- [22] J. Talvitie, M. Renfors, and E. S. Lohan, "Distance-Based Interpolation and Extrapolation Methods for RSS-Based Localization With Indoor Wireless Signals," *Vehicular Technology, IEEE Transactions on*, vol. 64, pp. 1340-1353, 2015.

- [23] C. Laoudias, G. Larkou, D. Zeinalipour-Yazti, and C. G. Panayiotou, "Airplace: Indoor geolocation on smartphones through wifi fingerprinting," *Mobile Computing*, p. 37, 2013.
- [24] P. Lin, Q. Li, Q. Fan, X. Gao, and S. Hu, "A Real-Time Location-Based Services System Using WiFi Fingerprinting Algorithm for Safety Risk Assessment of Workers in Tunnels," *Mathematical Problems in Engineering*, vol. 2014, 2014.
- [25] L. B. Uri Schatzberg, Yuval Amizur, "Intel - Enhanced WiFi ToF Indoor Positioning System with MEMS-based INS and Pedometric Information," presented at the ION/IEEE PLANS, 2014.
- [26] N. Kodippili and D. Dias, "Integration of fingerprinting and trilateration techniques for improved indoor localization," in *Wireless And Optical Communications Networks (WOCN)*, 2010 Seventh International Conference On, 2010, pp. 1-6.
- [27] Z. Xiang, S. Song, J. Chen, H. Wang, J. Huang, and X. Gao, "A wireless LAN-based indoor positioning technology," *IBM Journal of research and development*, vol. 48, pp. 617-626, 2004.
- [28] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, "RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system," in *INFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings*. IEEE, 2000, pp. 775-784.
- [29] Y. Zhuang, Z. Syed, Y. Li, and N. El-Sheimy, "Evaluation of Two WiFi Positioning Systems Based on Autonomous Crowd Sourcing on Handheld Devices for Indoor Navigation," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. PP, pp. 1-1, 2015.
- [30] E. Mok and G. Retscher, "Location determination using WiFi fingerprinting versus WiFi trilateration," *Journal of Location Based Services*, vol. 1, pp. 145-159, 2007.
- [31] J. Cheng, L. Yang, Y. Li, and W. Zhang, "Seamless outdoor/indoor navigation with WIFI/GPS aided low cost Inertial Navigation System," *Physical Communication*, 2014.
- [32] R. Fuller and X. D. Koutsoukos, *Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments: Second International Workshop, MELT 2009, Orlando, FL, USA, September 30, 2009, Proceedings* vol. 5801: Springer, 2009.
- [33] P. Bolliger, "Redpin-adaptive, zero-configuration indoor localization through user collaboration," in *Proceedings of the first ACM international workshop on Mobile entity localization and tracking in GPS-less environments*, 2008, pp. 55-60.
- [34] Y. Li, Y. Zhuang, H. Lan, P. Zhang, X. Niu, and N. El-Sheimy, "WiFi-Aided Magnetic Matching for Indoor Navigation with Consumer Portable Devices," *Micromachines*, vol. 6, pp. 747-764, 2015.
- [35] Y. Zhuang, "Integration of WiFi and MEMS Sensors for Indoor Navigation," PhD, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, No. 11023/2079, 2015.
- [36] B. Ferris, D. Fox, and N. D. Lawrence, "WiFi-SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Models," in *IJCAI*, 2007, pp. 2480-2485.
- [37] J. Aulinás, Y. R. Petillot, J. Salvi, and X. Lladó, "The SLAM problem: a survey," in *CCIA*, 2008, pp. 363-371.
- [38] O. Woodman and R. Harle, "RF-based initialisation for inertial pedestrian tracking," *Pervasive Computing*, pp. 238-255, 2009.
- [39] K. Yungeun, C. Yohan, and C. Hojung, "Smartphone-based collaborative and autonomous radio fingerprinting," *Systems Man and Cybernetics Part C: Applications and Reviews IEEE Transactions on*, vol. 42, pp. 112-122, 2012.
- [40] Y. Zhuang, Z. Shen, Z. Syed, J. Georgy, H. Syed, and N. El-Sheimy, "Autonomous WLAN heading and position for smartphones," in *Position, Location and Navigation Symposium-PLANS 2014*, 2014 IEEE/ION, 2014, pp. 1113-1121.
- [41] Y.-C. Cheng, Y. Chawathe, A. LaMarca, and J. Krumm, "Accuracy characterization for metropolitan-scale Wi-Fi localization," in *Proceedings of the 3rd international conference on Mobile systems, applications, and services*, 2005, pp. 233-245.
- [42] Skyhook. (2014, July 7). Skyhook products. Available: <http://www.skyhookwireless.com/products/#optimized>
- [43] J. Yu, X. Z. Thandapani Venkataramani, and Z. Jia, "Bootstrapped learning of WiFi access point in hybrid positioning system," in *Proceedings of the 25th International Technical Meeting of The Satellite Division*

- of the Institute of Navigation, ION GNSS, 2012, pp. 960-966.
- [44] D. Han, D. G. Andersen, M. Kaminsky, K. Papagiannaki, and S. Seshan, "Access point localization using local signal strength gradient," in *Passive and Active Network Measurement*, ed: Springer, 2009, pp. 99-108.
 - [45] Y. Cheng, X. Wang, M. Morelande, and B. Moran, "Information geometry of target tracking sensor networks," *Information Fusion*, vol. 14, pp. 311-326, 2013.
 - [46] Y. Zhuang, Z. Syed, J. Georgy, and N. El-Sheimy, "Autonomous smartphone-based WiFi positioning system by using access points localization and crowdsourcing," *Pervasive and Mobile Computing*, vol. 18, pp. 118-136, 2015.
 - [47] J. Torres-Solis, T. H. Falk, and T. Chau, "A review of indoor localization technologies: towards navigational assistance for topographical disorientation," *Ambient Intelligence*, pp. 51-84, 2010.
 - [48] A. Kushki, K. N. Plataniotis, and A. N. Venetsanopoulos, "Kernel-based positioning in wireless local area networks," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 6, pp. 689-705, 2007.
 - [49] L. M. Ni, Y. Liu, Y. C. Lau, and A. P. Patil, "LANDMARC: indoor location sensing using active RFID," *Wireless networks*, vol. 10, pp. 701-710, 2004.
 - [50] S.-H. Fang and T.-N. Lin, "Accurate indoor location estimation by incorporating the importance of access points in wireless local area networks," in *Global Telecommunications Conference (GLOBECOM 2010)*, 2010 IEEE, 2010, pp. 1-5.
 - [51] I. F. Akyildiz, Z. Sun, and M. C. Vuran, "Signal propagation techniques for wireless underground communication networks," *Physical Communication*, vol. 2, pp. 167-183, 2009.
 - [52] B. Kannan, F. Meneguzzi, M. B. Dias, and K. Sycara, "Predictive indoor navigation using commercial smart-phones," in *Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on Applied Computing*, 2013, pp. 519-525.
 - [53] C. Laoudias, D. Zeinalipour-Yazti, and C. G. Panayiotou, "Crowdsourced indoor localization for diverse devices through radiomap fusion," in *Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN)*, 2013 International Conference on, 2013, pp. 1-7.
 - [54] D. K. Shaeffer, "MEMS inertial sensors: A tutorial overview," *Communications Magazine, IEEE*, vol. 51, pp. 100-109, 2013.
 - [55] Q. Wang, Y. Li, and X. Niu, "Thermal Calibration Procedure and Thermal Characterisation of Low-cost Inertial Measurement Units," *Journal of Navigation*, vol. 2015, pp. 1-18, 2015.
 - [56] J. K. Lee, E. J. Park, and S. N. Robinovitch, "Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 2262-2273, 2012.
 - [57] E. Akeila, Z. Salcic, and A. Swain, "Reducing low-cost INS error accumulation in distance estimation using self-resetting," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 63, pp. 177-184, 2014.
 - [58] A. Chambodut, "Geomagnetic Field, IGRF," in *Encyclopedia of Solid Earth Geophysics*, ed: Springer, 2011, pp. 379-380.
 - [59] Q. Ladetto, V. Gabaglio, and B. Merminod, "Combining gyroscopes, magnetic compass and GPS for pedestrian navigation," in *Proceedings of the international symposium on kinematic systems in geodesy, geomatics, and navigation*, 2001, pp. 205-213.
 - [60] Y. Li, J. Georgy, X. Niu, Q. Li, and N. El-Sheimy, "Autonomous Calibration of MEMS Gyros in Consumer Portable Devices," *IEEE Sensors Journal*, vol. 15, pp. 4062-72, 2015.
 - [61] Z.-Q. Zhang and G.-Z. Yang, "Calibration of miniature inertial and magnetic sensor units for robust attitude estimation," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 63, pp. 711-718, 2014.
 - [62] P. Turcot and D. G. Lowe, "Better matching with fewer features: The selection of useful features in large database recognition problems," in *Computer Vision Workshops (ICCV Workshops), 2009 IEEE 12th International Conference on*, 2009, pp. 2109-2116.
 - [63] L. Ruotsalainen, H. Kuusniemi, M. Z. H. Bhuiyan, L. Chen, and R. Chen, "A two-dimensional pedestrian navigation solution aided with a visual gyroscope and a visual odometer," *Gps Solutions*, vol. 17, pp. 575-586, 2013.
 - [64] J. Qian, L. Pei, D. Zou, and L. P., "Optical Flow Based Step Length Estimation for Indoor Pedestrian

- Navigation on a Smartphone," presented at the ION/IEEE PLANS 2014, 2014.
- [65] R. Jirawimut, S. Prakoonwit, F. Cecelja, and W. Balachandran, "Visual odometer for pedestrian navigation," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 52, pp. 1166-1173, 2003.
 - [66] A. Colombo, D. Fontanelli, D. Macii, and L. Palopoli, "Flexible Indoor Localization and Tracking Based on a Wearable Platform and Sensor Data Fusion," 2014.
 - [67] P. D. Groves, "The Complexity Problem in Future Multisensor Navigation and Positioning Systems: A Modular Solution," *Journal of Navigation*, vol. 67, pp. 311-326, 2014.
 - [68] J. Georgy, A. Noureldin, M. J. Korenberg, and M. M. Bayoumi, "Modeling the stochastic drift of a MEMS-based gyroscope in gyro/odometer/GPS integrated navigation," *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 11, pp. 856-872, 2010.
 - [69] S. Nassar and N. El-Sheimy, "Wavelet analysis for improving INS and INS/DGPS navigation accuracy," *Journal of Navigation*, vol. 58, pp. 119-134, 2005.
 - [70] I. Skog and P. Handel, "In-car positioning and navigation technologies—A survey," *Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on*, vol. 10, pp. 4-21, 2009.
 - [71] M. Bryson and S. Sukkarieh, "Vehicle model aided inertial navigation for a UAV using low-cost sensors," in *Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation*, 2004.
 - [72] H. Bouadi, M. Bouchoucha, and M. Tadjine, "Sliding mode control based on backstepping approach for an UAV type-quadrrotor," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 26, pp. 22-27, 2007.
 - [73] X. Niu, H. Zhang, K.-W. Chiang, and N. El-Sheimy, "Using Land-Vehicle Steering Constraint to Improve the Heading Estimation of MEMS GPS/INS Georeferencing Systems," 2010.
 - [74] G. Dissanayake, S. Sukkarieh, E. Nebot, and H. Durrant-Whyte, "The aiding of a low-cost strapdown inertial measurement unit using vehicle model constraints for land vehicle applications," *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, vol. 17, pp. 731-747, 2001.
 - [75] E.-H. Shin, "Estimation techniques for low-cost inertial navigation," PhD Dissertation/Thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, Calgary, Canada, 2005.
 - [76] Ø. Hegrenæs and O. Hallingstad, "Model-aided INS with sea current estimation for robust underwater navigation," *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, vol. 36, pp. 316-337, 2011.
 - [77] P. A. Miller, J. A. Farrell, Y. Zhao, and V. Djapic, "Autonomous underwater vehicle navigation," *Oceanic Engineering, IEEE Journal of*, vol. 35, pp. 663-678, 2010.
 - [78] X. Niu, S. Nassar, and N. El-Sheimy, "An accurate land-vehicle MEMS IMU/GPS navigation system using 3D auxiliary velocity updates," *Navigation*, vol. 54, pp. 177-188, 2007.
 - [79] F. Wu, J. Nie, and Z. He, "Low-cost GPS/INS integrated navigation algorithm in land vehicle system considering attitude update (in Chinese)," *Jounral of Chinese Inertial Technology*, vol. 18, pp. 675-679, 2010.
 - [80] X. Niu, S. Nasser, C. Goodall, and N. El-Sheimy, "A universal approach for processing any MEMS inertial sensor configuration for land-vehicle navigation," *Journal of Navigation*, vol. 60, pp. 233-245, 2007.
 - [81] E. Foxlin, "Pedestrian tracking with shoe-mounted inertial sensors," *Computer Graphics and Applications, IEEE*, vol. 25, pp. 38-46, 2005.
 - [82] M. Susi, "Gait Analysis for Pedestrian Navigation Using MEMS Handheld Devices," 2012.
 - [83] J. Rantakokko, J. Rydell, P. Stromback, P. Handel, J. Callmer, D. Tornqvist, et al., "Accurate and reliable soldier and first responder indoor positioning: multisensor systems and cooperative localization," *Wireless Communications, IEEE*, vol. 18, pp. 10-18, 2011.
 - [84] P. Davidson and J. Takala, "Algorithm for pedestrian navigation combining IMU measurements and gait models," *Gyroscopy and Navigation*, vol. 4, pp. 79-84, 2013.
 - [85] M. Kourogi, T. Ishikawa, and T. Kurata, "A method of pedestrian dead reckoning using action recognition," in *Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2010 IEEE/ION*, 2010, pp. 85-89.
 - [86] K. Abdulrahim, C. Hide, T. Moore, and C. Hill, "Aiding MEMS IMU with building heading for indoor pedestrian navigation," in *Ubiquitous Positioning Indoor Navigation and Location Based Service (UPINLBS)*, 2010, 2010, pp. 1-6.
 - [87] S. A. Hoseini-Tabatabaei, A. Gluhak, and R. Tafazolli, "A survey on smartphone-based systems for opportunistic user context recognition," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 45, p. 27, 2013.

- [88] M. Klepal and S. Beauregard, "A backtracking particle filter for fusing building plans with PDR displacement estimates," in Positioning, Navigation and Communication, 2008. WPNC 2008. 5th Workshop on, 2008, pp. 207-212.
- [89] L. Wang, P. D. Groves, and M. K. Ziebart, "Urban Positioning on a Smartphone: Real-time Shadow Matching Using GNSS and 3D City Models," 2013.
- [90] A. Dawadee, J. Chahl, and D. Nandagopal, "Method for landmark extraction for autonomous vision based navigation of UAVs," 2013.
- [91] E. M. Riseman, A. R. Hanson, and J. R. Beveridge, "11 LANDMARK-BASED NAVIGATION AND THE ACQUISITION OF ENVIRONMENTAL MODELS," Visual Navigation: From Biological Systems to Unmanned Ground Vehicles, p. 317, 2013.
- [92] A. Jiménez, F. Zampella, and F. Seco, "Light-matching: A new signal of opportunity for pedestrian indoor navigation," in Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on, 2013, pp. 1-10.
- [93] H. Xie, T. Gu, X. Tao, H. Ye, and J. Lv, "MaLoc: a practical magnetic fingerprinting approach to indoor localization using smartphones," in Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing, 2014, pp. 243-253.
- [94] C. Zhang, K. Subbu, J. Luo, and J. Wu, "GROPING: Geomagnetism and cROWdsensing Powered Indoor NaviGation," 2014.
- [95] A. R. Jiménez, F. Seco, F. Zampella, J. C. Prieto, and J. Guevara, "PDR with a foot-mounted IMU and ramp detection," Sensors (Basel, Switzerland), vol. 11, p. 9393, 2011.
- [96] J. L. S. Jeon, H. Hong, S. Shin, H. Lee, "Indoor WPS/PDR Performance Enhancement using Map Matching Algorithm with Mobile Phone," presented at the ION/IEEE PLANS, 2014.
- [97] C. E. White, D. Bernstein, and A. L. Kornhauser, "Some map matching algorithms for personal navigation assistants," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 8, pp. 91-108, 2000.
- [98] M. A. Quddus, W. Y. Ochieng, and R. B. Noland, "Current map-matching algorithms for transport applications: State-of-the art and future research directions," Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 15, pp. 312-328, 2007.
- [99] N. Pritt, "Indoor navigation with use of geomagnetic anomalies," in Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2014 IEEE International, 2014, pp. 1859-1862.
- [100] J. P. Golden, "Terrain contour matching (TERCOM): a cruise missile guidance aid," in 24th Annual Technical Symposium, 1980, pp. 10-18.
- [101] L. Yan and C. Cui, "A new algorithm of gravity matching aided navigation," in Second International Conference on Spatial Information Technology, 2007, pp. 679529-679529-6.
- [102] Y. Liu, M. Wu, X. Hu, and H. Xie, "Research on geomagnetic matching method," in Industrial Electronics and Applications, 2007. ICIEA 2007. 2nd IEEE Conference on, 2007, pp. 2707-2711.
- [103] J. K. Hackett and M. Shah, "Multi-sensor fusion: a perspective," in Robotics and Automation, 1990. Proceedings., 1990 IEEE International Conference on, 1990, pp. 1324-1330.
- [104] R. Chen, W. Chen, X. Chen, X. Zhang, and Y. Chen, "Sensing strides using EMG signal for pedestrian navigation," GPS solutions, vol. 15, pp. 161-170, 2011.
- [105] J. J. M. Monteserín, "Multi Sensor System for Pedestrian Tracking and Activity Recognition in Indoor Environments," University of South Florida, 2014.
- [106] D. A. Grejner-Brzezinska, J. Markiel, C. K. Toth, and A. Zaydak, "Cooperative navigation in transitional environments," in Position Location and Navigation Symposium (PLANS), 2012 IEEE/ION, 2012, pp. 334-340.
- [107] H. Leppäkoski, J. Collin, and J. Takala, "Pedestrian navigation based on inertial sensors, indoor map, and WLAN signals," Journal of Signal Processing Systems, vol. 71, pp. 287-296, 2013.
- [108] Z. Tian, X. Fang, M. Zhou, and L. Li, "Smartphone-Based Indoor Integrated WiFi/MEMS Positioning Algorithm in a Multi-Floor Environment," Micromachines, vol. 6, pp. 347-363, 2015.
- [109] F. Evennou and F. Marx, "Advanced integration of WiFi and inertial navigation systems for indoor mobile positioning," Eurasip journal on applied signal processing, vol. 2006, pp. 164-164, 2006.
- [110] Y. Zhuang and N. El-Sheimy, "Tightly-Coupled Integration of WiFi and MEMS Sensors on Handheld

Devices for Indoor Pedestrian Navigation."

- [111] B. Li, T. Gallagher, A. G. Dempster, and C. Rizos, "How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning?", in International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation, 2012, p. 15th.
- [112] M. Ezani, M. Faheem, M. A. Abdullah, and S. Haseeb, "A region-to-point indoor localization approach via RSS-magnetic fingerprinting," in Information and Communication Technology for The Muslim World (ICT4M), 2014 The 5th International Conference on, 2014, pp. 1-6.
- [113] Y. Shu, C. Bo, G. Shen, C. Zhao, and F. Zhao, "Magicol: Indoor Localization Using Pervasive Magnetic Field and Opportunistic WiFi Sensing," IEEE Journal on Selected Areas in Communications, vol. 1, pp. 1-14, 2015.
- [114] R. Ban, K. Kaji, K. Hiroi, and N. Kawaguchi, "Indoor positioning method integrating pedestrian Dead Reckoning with magnetic field and WiFi fingerprints," in Mobile Computing and Ubiquitous Networking (ICMU), 2015 Eighth International Conference on, 2015, pp. 167-172.
- [115] P. Mirowski, T. K. Ho, S. Yi, and M. MacDonald, "Signal slam: simultaneous localization and mapping with mixed wifi, bluetooth, LTE and magnetic signals," in Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2013 International Conference on, 2013, pp. 1-10.
- [116] J. Peng, M. Zhu, and K. Zhang, "New algorithms based on sigma point Kalman filter technique for multi-sensor integrated RFID indoor/outdoor positioning," in 2011 International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN) Guimaraes, Portugal, 2011, pp. 21-23.
- [117] I. E. Liao and K.-F. Kao, "Enhancing the accuracy of WLAN-based location determination systems using predicted orientation information," Information Sciences, vol. 178, pp. 1049-1068, 2008.
- [118] A. Noureldin, T. B. Karamat, and J. Georgy, Fundamentals of INS, GPS and Their Integration: Springer Science & Business Media, 2012.
- [119] E.-H. Shin, "Estimation techniques for low-cost inertial navigation," UCGE report, vol. 20219, 2005.
- [120] R. Harle, "A survey of indoor inertial positioning systems for pedestrians," Communications Surveys & Tutorials, IEEE, vol. 15, pp. 1281-1293, 2013.
- [121] D. Alvarez, R. C. González, A. López, and J. C. Alvarez, "Comparison of step length estimators from weareable accelerometer devices," in Engineering in Medicine and Biology Society, 2006. EMBS'06. 28th Annual International Conference of the IEEE, 2006, pp. 5964-5967.
- [122] S. Y. Cho and C. G. Park, "MEMS based pedestrian navigation system," Journal of navigation, vol. 59, pp. 135-153, 2006.
- [123] F. Seco, C. Prieto, and J. Guevara, "A comparison of pedestrian dead-reckoning algorithms using a low-cost MEMS IMU," in Intelligent Signal Processing, 2009. WISP 2009. IEEE International Symposium on, 2009, pp. 37-42.
- [124] S. H. Shin, C. G. Park, J. W. Kim, H. S. Hong, and J. M. Lee, "Adaptive step length estimation algorithm using low-cost MEMS inertial sensors," in Sensors Applications Symposium, 2007. SAS'07. IEEE, 2007, pp. 1-5.
- [125] W. H. Campbell, Earth magnetism: a guided tour through magnetic fields: Academic Press, 2001.
- [126] W. F. Storms, "Magnetic field aided indoor navigation," Master thesis, DTIC, 2009.
- [127] J. Simanek, M. Reinstein, and V. Kubelka, "Evaluation of the EKF-based estimation architectures for data fusion in mobile robots," Mechatronics, IEEE/ASME Transactions on, vol. 20, pp. 985-990, 2015.
- [128] R. Zhang, F. Hoflinger, and L. Reindl, "Inertial sensor based indoor localization and monitoring system for emergency responders," Sensors Journal, IEEE, vol. 13, pp. 838-848, 2013.
- [129] Z. Zhao, T. Hu, W. Cui, J. Huangfu, C. Li, and L. Ran, "Long-Distance Geomagnetic Navigation: Imitations of Animal Migration Based on a New Assumption," 2014.
- [130] M. Winklhofer, "The physics of geomagnetic-field transduction in animals," Magnetics, IEEE Transactions on, vol. 45, pp. 5259-5265, 2009.
- [131] T. E. Dennis, M. J. Rayner, and M. M. Walker, "Evidence that pigeons orient to geomagnetic intensity during homing," Proceedings of the Royal Society of London B: Biological Sciences, vol. 274, pp. 1153-1158, 2007.
- [132] J. Zhao, S. Wang, and A. Wang, "Study on underwater navigation system based on geomagnetic match

- technique," in Electronic Measurement & Instruments, 2009. ICEMI'09. 9th International Conference on, 2009, pp. 3-255-3-259.
- [133] B. Kamgar-Parsi and B. Kamgar-Parsi, "Vehicle localization on gravity maps," in AeroSense'99, 1999, pp. 182-191.
- [134] P. J. Besl and N. D. McKay, "Method for registration of 3-D shapes," in Robotics-DL tentative, 1992, pp. 586-606.
- [135] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," Journal of Fluids Engineering, vol. 82, pp. 35-45, 1960.
- [136] G. Welch and G. Bishop, "An introduction to the Kalman filter," ed, 1995.
- [137] M. St-Pierre and D. Gingras, "Comparison between the unscented Kalman filter and the extended Kalman filter for the position estimation module of an integrated navigation information system," in Intelligent Vehicles Symposium, 2004 IEEE, 2004, pp. 831-835.
- [138] J. Georgy, "Advanced nonlinear techniques for low cost land vehicle navigation," 2010.
- [139] P. Aggarwal, Z. Syed, and N. El-Sheimy, "Hybrid extended particle filter (HEPF) for integrated civilian navigation system," in Position, Location and Navigation Symposium, 2008 IEEE/ION, 2008, pp. 984-992.
- [140] J. L. Crassidis, "Sigma-point Kalman filtering for integrated GPS and inertial navigation," Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on, vol. 42, pp. 750-756, 2006.
- [141] R. Van Der Merwe, A. Doucet, N. De Freitas, and E. Wan, "The unscented particle filter," in Nips, 2000, pp. 584-590.
- [142] S. J. Julier, J. K. Uhlmann, and H. F. Durrant-Whyte, "A new approach for filtering nonlinear systems," in American Control Conference, Proceedings of the 1995, 1995, pp. 1628-1632.
- [143] T. Schön, F. Gustafsson, and P.-J. Nordlund, "Marginalized particle filters for mixed linear/nonlinear state-space models," Signal Processing, IEEE Transactions on, vol. 53, pp. 2279-2289, 2005.
- [144] R. Karlsson, T. Schön, and F. Gustafsson, "Complexity analysis of the marginalized particle filter," 2004.
- [145] A. Lawrence, Modern inertial technology: navigation, guidance, and control: Springer Science & Business Media, 2012.
- [146] InvenSense. (2014, November 20). MPU-6500 Product Specification Revision 1.1. Available: <http://www.invensense.com/mems/gyro/mpu6500.html>
- [147] NovAtel. (2015, 18 September). Datasheet of SPAN IMU-FSAS. Available: <http://www.novatel.com/assets/Documents/Papers/FSAS.pdf>
- [148] D. H. Titterton and J. L. Weston, Strapdown inertial navigation technology -2nd ed.: the Institution of Electrical Engineers, London, United Kingdom, 2004.
- [149] Y. Li, X. Niu, Q. Zhang, H. Zhang, and C. Shi, "An in situ hand calibration method using a pseudo-observation scheme for low-end inertial measurement units," Measurement Science and Technology, vol. 23, p. 105104, 2012.
- [150] W. Fong, S. Ong, and A. Nee, "Methods for in-field user calibration of an inertial measurement unit without external equipment," Measurement Science and Technology, vol. 19, p. 085202, 2008.
- [151] N. Bowditch and J. I. Bowditch, American Practical Navigator: US Government Printing Office, 1802.
- [152] F. Camps, S. Harasse, and A. Monin, "Numerical calibration for 3-axis accelerometers and magnetometers," in Electro/Information Technology, 2009. eit'09. IEEE International Conference on, 2009, pp. 217-221.
- [153] S. A. H. Tabatabaei, A. Gluhak, and R. Tafazolli, "A Fast Calibration Method for Triaxial Magnetometers," Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on, vol. 62, pp. 2929-2937, 2013.
- [154] A. Wahdan, J. Georgy, and A. Noureldin, "Three-Dimensional Magnetometer Calibration with Small Space Coverage for Pedestrians," 2015.
- [155] L. Xiao, S. Wei, and W. Sun, "Research on the high accuracy rapid test method of IMU," J. Astronaut., vol. 29, pp. 172-177, 2008.
- [156] J. Lötters, J. Schipper, P. Veltink, W. Olthuis, and P. Bergveld, "Procedure for in-use calibration of triaxial accelerometers in medical applications," Sensors and Actuators A: Physical, vol. 68, pp. 221-228, 1998.
- [157] I. Skog and P. Händel, "Calibration of a MEMS inertial measurement unit," in XVII IMEKO World

Congress, 2006.

- [158] Z. Syed, P. Aggarwal, C. Goodall, X. Niu, and N. El-Sheimy, "A new multi-position calibration method for MEMS inertial navigation systems," *Measurement Science and Technology*, vol. 18, p. 1897, 2007.
- [159] H. Zhang, Y. Wu, W. Wu, M. Wu, and X. Hu, "Improved multi-position calibration for inertial measurement units," *Measurement Science and Technology*, vol. 21, p. 015107, 2010.
- [160] T. Nieminen, J. Kangas, S. Suuriniemi, and L. Kettunen, "An enhanced multi-position calibration method for consumer-grade inertial measurement units applied and tested," *Measurement Science and Technology*, vol. 21, p. 105204, 2010.
- [161] E. Shin and N. El-Sheimy, "A new calibration method for strapdown inertial navigation systems," *Z. Vermess*, vol. 127, pp. 1-10, 2002.
- [162] InertialLabs. (2014, Jan 19). Vertical Gyro System VG Interface Control Document. Available: http://inertiallabs.com/downloads/new/VG_ICD_rev_1.4_Mar14.pdf
- [163] 牛小骥, "微机械姿态测量单元及其用于卫星电视天线稳定的研究," 清华大学博士学位论文, 2002.
- [164] P. S. Maybeck, *Stochastic models, estimation, and control* vol. 3: Access Online via Elsevier, 1982.
- [165] M. Wang, Y. Yang, R. R. Hatch, and Y. Zhang, "Adaptive filter for a miniature MEMS based attitude and heading reference system," in *Position Location and Navigation Symposium, 2004. PLANS 2004*, 2004, pp. 193-200.
- [166] M. H. Afzal, V. Renaudin, and G. Lachapelle, "Use of earth's magnetic field for mitigating gyroscope errors regardless of magnetic perturbation," *Sensors*, vol. 11, pp. 11390-11414, 2011.
- [167] X. Niu, "Micromachined Attitude Measurement Unit with Application in Satellite TV Antenna Stabilization," PhD, Tsinghua University, 2002.
- [168] A. Saxena, G. Gupta, V. Gerasimov, and S. Ourselin, "In use parameter estimation of inertial sensors by detecting multilevel quasi-static states," in *Knowledge-Based Intelligent Information and Engineering Systems*, 2005, pp. 595-601.
- [169] K. P. Subbu, B. Gozick, and R. Dantu, "LocateMe: Magnetic-fields-based indoor localization using smartphones," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, vol. 4, p. 73, 2013.
- [170] D. Zhen, H. Zhao, F. Gu, and A. Ball, "Phase-compensation-based dynamic time warping for fault diagnosis using the motor current signal," *Measurement Science and Technology*, vol. 23, p. 055601, 2012.
- [171] J. Fang and S. Yang, "Study on innovation adaptive EKF for in-flight alignment of airborne POS," *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 60, pp. 1378-1388, 2011.
- [172] Y. Zhuang, Y. Li, H. Lan, Z. Syed, and N. El-Sheimy, "Smartphone-based WiFi access point localisation and propagation parameter estimation using crowdsourcing," *Electronics Letters*, vol. 51, pp. 1380-1382, 2015.
- [173] W. Gang, H. Chen, L. Youming, and J. Ming, "On Received-Signal-Strength Based Localization with Unknown Transmit Power and Path Loss Exponent," *Wireless Communications Letters, IEEE*, vol. 1, pp. 536-539, 2012.
- [174] M. M. Atia, A. Noureldin, and M. J. Korenberg, "Dynamic Propagation Modeling for Mobile Users' Position and Heading Estimation in Wireless Local Area Networks," *Wireless Communications Letters, IEEE*, vol. 1, pp. 101-104, 2012.
- [175] N. El-Sheimy, "Least Squares Estimation," Department of Geomatics Engineering, University of Calgary, Calgary, Canada2000.
- [176] M. Petovello, "ENGO 620: Estimation for Navigation, University of Calgary," 2014.
- [177] J. B. Kruskal and M. Liberman, "The symmetric time-warping problem: from continuous to discrete," *Time Warps, String Edits and Macromolecules: The Theory and Practice of Sequence Comparison*, pp. 125-161, 1983.
- [178] I. Bisio, F. Lavagetto, M. Marchese, and A. Sciarrone, "Performance comparison of a probabilistic fingerprint-based indoor positioning system over different smartphones," in *Performance Evaluation of Computer and Telecommunication Systems (SPECTS), 2013 International Symposium on*, 2013, pp. 161-166.
- [179] A. Mahtab Hossain, Y. Jin, W.-S. Soh, and H. N. Van, "SSD: A robust RF location fingerprint addressing mobile devices' heterogeneity," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 12, pp. 65-77, 2013.

- [180] F. Dong, Y. Chen, J. Liu, Q. Ning, and S. Piao, "A calibration-free localization solution for handling signal strength variance," in Mobile Entity Localization and Tracking in GPS-less Environments, ed: Springer, 2009, pp. 79-90.
- [181] C. Laoudias, R. Piché, and C. G. Panayiotou, "Device self-calibration in location systems using signal strength histograms," Journal of Location Based Services, vol. 7, pp. 165-181, 2013.