

東北大學



NORTHEASTERN
UNIVERSITY

硕士学位论文

THESIS FOR MASTER'S DEGREE

论文题目 基于深度学习的惯性导航室内定位算法研究

作 者 付萌

学 号 1600929

学 院(部) 计算机科学与工程学院

专 业 计算机软件与理论

指导教师 邓庆绪

2018 年 12 月

分类号_____ 密级_____

UDC_____

学 位 论 文

基于深度学习的惯性导航室内定位算法研究

作 者 姓 名：付萌

指 导 教 师：邓庆绪 教授

东北大学计算机科学与工程学院

申请学位级别：硕士 学 科 类 别：工学

学科专业名称：计算机软件与理论

论文提交日期：2018 年 12 月 论文答辩日期：2018 年 12 月

学位授予日期：2019 年 1 月 答辩委员会主席：

评 阅 人：

东 北 大 学
2018 年 12 月

A Thesis in Computer Software and Theory

**The Research on Pedestrian Dead Reckoning
for Indoor Localization based on Deep
Learning**

By Fu Meng

Supervisor: Professor Deng Qingxu

**Northeastern University
Decemeber 2018**

独创性声明

本人声明，所呈交的学位论文是在导师的指导下完成的。论文中取得的研究成果除加以标注和致谢的地方外，不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包括本人为获得其他学位而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示谢意。

学位论文作者签名：

日 期：

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者和指导教师完全了解东北大学有关保留、使用学位论文的规定：即学校有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人同意东北大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索、交流。

作者和导师同意网上交流的时间为作者获得学位后：

半年 ☐ 一年 ☐ 一年半 ☐ 两年 ☐

学位论文作者签名：

签字日期：

导师签名：

签字日期：

摘 要

目前因 GPS(Global Positioning System)、北斗等室外定位技术因为室内信号较弱、室内空间复杂等问题，在室内定位效果偏差很大，针对室内定位的技术如红外线定位、超声波定位、射频识别定位等对基础设施的依赖很强，灵活性均不足，很难应对极端条件下的室内定位需求。步行者航迹推算是一种基于惯性传感器信息对行人的行动轨迹进行推算的技术，对基础设施的依赖很小，能够在一些极端环境如火灾现场下体现出更好的鲁棒性。因为步行者航迹推算的步态分析是产生累积误差的重要原因，鉴于深度学习在人工智能领域的有效应用，本文使用基于深度学习的方法对定位数据进行分析，实现精准的行为判断。

本文采集手机传感器的数据，对步行者航迹推算技术 PDR(Pedestrian Dead Reckoning)的各个步骤进行了研究，细化和扩展该技术的流程，包括数据收集、数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定、纵向移动、位置校正，并对流程中每一个部分进行了研究，尝试使用了不同的方法和参数，并对这些结果进行对比。本文将步态分析的工作分解为主轴选择、步态分析、行为判断三个部分，减轻滤波、步态分析的计算复杂度，快速筛选出更重要的数据进行复杂的计算。本文尝试使用深度学习的方法对行为判断进行扩展，将人类行为识别引入到行为判断中，用于区分行人的向上、向下和水平位移，使用长短期记忆网络 LSTM(Long Short-Term Memory)进行实验，得到了很好的分类结果。以行为判断为基础，本文提出了针对纵向位移的计算模式、对步长进行分类计算的步长估计公式、结合方向判定的步长修正思路。

本文设计并实现了一个室内空间定位系统进行室内空间定位，实现了完整的室内空间定位流程以及数据采集、数据保存、实时轨迹等功能，容纳 472500 种方法流程组合以供切换对比，得到了较好的室内空间定位效果。

关键词：室内空间定位；手机惯性传感器；步行者航位推算；深度学习

Abstract

GPS(Global Positioning System)、BeiDou Navigation Satellite System and other outdoor positioning technologies have poor effect in indoor positioning, as the reason of the weak signal and the complexity of indoor space. There are some indoor positioning technologies such as infrared positioning、ultrasonic positioning、RFID positioning are based on infrastructures, can not have good effect under extreme conditions, have weak flexibility. Pedestrian Dead Reckoning is a kind of indoor positioning technology that based on inertial sensor data to calculate pedestrian trajectory, the dependence on infrastructure is very small, it can show better robustness under extreme conditions such as fire scene. For the effective applications based deep learning, this thesis use deep learning to analysis indoor positioning data, and implemented action detection with high accuracy to reducing cumulative error from step detection.

This thesis collects data from sensors in smartphone and studies each process in Pedestrian Dead Reckoning, refine the process of the technology as data collection、data filtering、main axis selection、step detection、action detection、step length estimation、heading inference、Z-axis moving check、Position correction, try to use different methods and parameters in each step, and compare these results. This thesis break step dection into main axis selection、step detection and action detection, reduce computing complexity of filtering and step detection, get data with more important information quickly. This thesis try to extend action detection step by using the method of deep learning and human activity recognition, to distinguish people move direction such as up, down and forward, use LSTM in experiment and have an exciting result. Based on action detection, this thesis proposes some deep method such as Z-axis move mode with calculate method、step length estimation with common formula based on step length classification、step length update with heading inference.

This thesis implements an indoor positioning system with full indoor positioning process with data collection、data preservation and real time trajectory plotting. The system contains 472500 method combination, can shift method freely in process to contrast different methods, and finally the system get good accuracy in experimentation.

Keywords: Indoor positioning; Smartphone inertial sensor; Pedestrian dead reckoning; Deep

learning

目录

独创性声明	I
摘 要	II
Abstract.....	III
第 1 章 绪论	1
1.1 研究背景与意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.3 本文主要研究内容	3
1.4 论文主要贡献	4
1.5 论文章节结构	5
第 2 章 室内空间定位基础与理论	7
2.1 基于短距离无线通信的定位技术	7
2.2 基于惯性导航的定位技术	8
2.2.1 传统惯性导航	8
2.2.2 步行者航迹推算	9
2.3 步行者航迹推算步长估计方法	10
2.3.1 固定数值步长估计	10
2.3.2 利用身高估计步长	11
2.3.3 依据单摆估计步长	12
2.3.4 基于加速度的非线性步长估计	13
2.3.5 基于线性回归的步长估计	14
2.3.6 步长估计方法对比	16
2.4 步行者航迹推算方向判定方法	16
2.4.1 电子罗盘和数据修正	17
2.4.2 航姿参考方向判定	19
2.4.3 方向修正	21
2.5 本章小结	23

第 3 章 室内定位总体方案设计	25
3.1 改进的步行者航迹推算	25
3.2 扩展的步态分析	26
3.3 数据前期处理	27
3.3.1 手机传感器	27
3.3.2 数据采集与计算	28
3.3.3 数据滤波	30
3.4 主轴选择	31
3.5 步态分析	32
3.5.1 步态分析方法	33
3.5.2 步态分析方法对比	34
3.6 持续步态分析的实现机制	35
3.7 本章小结	37
第 4 章 基于深度学习的行为判断研究与设计	39
4.1 基于时域特征的行为判断	39
4.1.1 阈值判断	40
4.1.2 方差判断	40
4.1.3 有限状态机	41
4.2 基于深度学习的行为判断	42
4.2.1 分类思路	42
4.2.2 循环神经网络	44
4.2.3 长短期记忆网络	45
4.2.4 基于长短期记忆网络的行为判断	46
4.2.5 数据集的构建	47
4.2.6 训练与分类的过程	49
4.2.7 行为判断与其他流程的结合	50
4.3 基于行为判断的步长分类	51
4.3.1 公式族的建立	52
4.3.2 公式选取方案	53
4.4 基于行为判断的纵向移动	55
4.4.1 纵向移动模式	55

4.4.2 独立的纵向移动	56
4.4.3 定长的纵向移动	57
4.4.4 基于步长的纵向移动	58
4.4.5 特殊的纵向移动	59
4.4.6 独立的纵向移动判定流程	59
4.5 本章小结	60
第 5 章 系统实验及结果分析	63
5.1 实验系统的软硬件环境	63
5.2 实验系统的功能	64
5.3 室内定位流程方法对比	69
5.3.1 滤波效果对比	70
5.3.2 步态分析对比	71
5.3.3 基础行为判断方法对比	72
5.3.4 步长估计方法对比	73
5.3.5 方向判定方法对比	74
5.4 定位实验	74
5.4.1 基础定位实验	75
5.4.2 往返定位实验	76
5.4.3 步长估计实验	77
5.4.4 基于长短期记忆网络的行为判断实验	78
5.5 本章小结	81
第 6 章 总结与展望	83
6.1 本文总结	83
6.2 工作展望	83
参考文献	85
致谢	89
攻读硕士期间发表论文和参与项目	91

第 1 章 绪论

1.1 研究背景与意义

随着科学技术的快速发展,人们对信息服务的质量和效率的需求不断地提高,鲁棒性良好,精确性高的室内空间定位技术逐渐在科学研究中占有了一席之地。在室外,目前随着 GPS 和北斗定位系统的普及,人们可以享受到较为精确的定位服务。然而这些服务在室内却很难达到让用户满意的程度。其原因在于,室内空间中移动终端能够获得的信号微弱,室内空间的环境较为复杂, GPS 等定位方案的精确性和可靠性均大幅下降^[1]。

为了解决这些问题,目前有一些专门针对室内空间定位的技术,如红外线定位技术、超声波定位技术、射频识别定位技术、蓝牙室内定位技术、Wifi 室内定位技术、ZigBee 室内定位技术、超宽带室内定位技术等均有各自的而解决方案。这些技术能够在室内为用户提供较为精确的定位服务。然而这些技术都需要事先在室内空间建设基础设施或者采集存储相关的位置信息以用于定位。也正因为这样的机制,这些定位系统相对较为脆弱,一旦基础设施受到干扰甚至毁坏,定位的精度会大幅下降甚至难以定位,而这样的情况往往更加需要有定位系统支持。如在一些极端条件或灾害现场对定位有着更加迫切的需求,然而依赖基础设施的定位技术很难为用户提供准确而稳定的定位服务。

步行者航迹推算技术 PDR (Pedestrian Dead Reckoning),是一种以惯性导航作为基础的自主式定位技术,其主要思想是根据人体运动学特征,利用加速度传感器、陀螺仪、磁力计等传感器的数据分析行人移动的规律,判断行人移动的起止甚至行为、确定每一步移动方向和的位移长度,以设定的初始位置作为起点,通过累加位移的方式进行定位。这是一种完全自主的定位方法,不需要搭建基础设施即可完成核心定位功能,灵活性良好,并可以满足一些极端环境下的定位需求。

随着智能手机的大量普及,智能手机在人们的生活中占有重要的地位。智能手机中已经集成诸如加速计、陀螺仪、磁力计等传感器,满足定位系统所需要的条件,为灵活的步行者航迹推算室内空间定位提供了良好的平台。然而目前使用手机传感器的精度有限,定位的流程尚不完善,定位算法仍有很大进步空间。

深度学习是机器学习研究中的一个新的领域，其动机在于建立、模拟人脑进行分析学习的神经网络，它模仿人脑的机制来解释数据。近年来，随着深度学习逐渐收到各界的广泛关注，其在各个尖端领域的作用也越来越大，深度学习已经在诸多领域取得可观的成就。步行者航迹推算的定位过程中，使用传感器的数据进行整合处理，其中步态分析的流程多以传感器的波形数据作为依据，仅能得到每一步的下标信息，获得的数据信息较为单一并且难以分辨行人的不同行走状态，目前对行人的行为进行分析的方法难以泛化使用。深度学习的模型中通过训练和学习的过程可以自动地对参数进行调整，适合处理传感器的数据且拥有很好的泛化能力。使用深度学习的方法对行人的行为进行分类可以更准确而方便地获得行人的行为信息并且可以根据分类结果对步行者航迹推算的其他定位流程进行修正。

1.2 国内外研究现状

本文使用手机内部的惯性传感器数据作为定位基础，使用步行者航迹推算的方法实现行人室内空间定位，在本文所提出的定位流程中，有很多内容参考了国内外相关论文的研究成果。使用整合的手机传感器信息进行室内空间定位首先被提出在 2012 年微软亚洲研究院的论文^[2]，这篇论文初步规划了使用手机传感器进行室内空间定位的流程，并在这些流程中提出了切实的方法。

使用惯性传感器新进行室内空间定位的方法可以分为多个部分，针对每一个部分前人分别有一定的研究。在步数统计过程的主轴选择中，目前以加速度传感器三个轴的数据融合处理结果作为主轴为佳，另有直接使用惯性传感器 Z 轴数据进行判断的做法。步态分析过程中，多以数据图像的峰谷周期识别作为判断是否行走了一步的主要思想。在这样的思想之下，衍生出一些更为细节的判断方法，如微软研究院论文的判断峰谷的方法、零点判定方法^[3]、采样对比方法、有限状态机方法^[4]等。

对于当前移动方向的估计方法，有读取电子罗盘的数据、主分量分析、AHRS 算法、IMU 算法以及 AHRS 和 IMU 交替使用^[5]等方法。对于步长估计，本文将人们提出的方法可以分成以下几种类型：第一种是固定数值或多数时间固定数值的方法，如微软亚洲研究院固定数值 0.6m，在此基础之上转弯时适当减少该数值的思路；第二种是研究人体特征和步长的关系进行步长估计，思路有统计男女步长与身高的参数、统计腿长、腿在移动过程中的角度与步长的关系^[6]来进行步

长的估计；第三种是根据加速度信息来对步长进行建模并计算，从中衍生出一些准确性很好的模型，如 Weinberg 方法^[7]、Scarlet 方法^[8]、Kim 方法^[9]、LinPei 的方法^[10]等；第四种线性回归公式的方法，用加速度的方差和步频与步长的组合线性关系作为基础估计步长^[11]。本文以微软研究院提出的方法作为基础进行变形或者处理，实现对步长进行估计。

此外，室内空间定位的范围从平面也逐渐扩展为三维，目前有一些研究是针对高度变化的检测的研究。高度的位移检测多与平面检测分离，不互相干扰。当前检测高度变化的方法以收集气压计数据进行对比为主。

当下针对深度学习的研究是一个研究热点，使用机器学习、深度学习等方法处理手机传感器的数据的研究也有了丰富的研究成果，并且这些新的方法能够有效地提升手机的感知能力^[12]。在具体应用方面，使用深度学习和传感器数据进行行为检测、睡眠质量检测^[13]等已经有了不错的成果。目前也有使用深度学习的方法进行人类行为识别的研究，在提供个性化的服务、老年人的跌倒预测上已经有了初步的研究与应用。传统的基于加速度传感器的行为判断常使用传感器数据的频域和时域特征，对于模型的设计的参数调整具有较高的要求，且具有较弱的泛化能力。而深度学习作为一种可以自动地从加速度传感器数据中学习特征的新方法，如 Plötz 等人使用深度学习的方法学习传感器数据的特征，得到了比传统的方法更好的识别能力。

1.3 本文主要研究内容

本文针对使用手机惯性传感器的数据进行室内空间定位的课题进行了研究，针对使用手机惯性传感器进行室内空间定位的需求，设计了更加细致完整并具有可行性的流程，将定位步骤分为数据收集、数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定、纵向移动和位置校正九个部分，并分别采用多种方法进行了研究和对比。尝试在各个流程使用不同的方法来整体实现室内空间定位，并分别找出更加适合每一个流程的方法。

本文将前人所研究的步态分析分解为主轴选择、步态分析、行为判断三个步骤，主要过程为：通过主轴选择选择出作为基准的数据用来判断走一步，针对基准数据通过步态分析方法判断每一步的关键下标，最后利用行为判断进行后续计算。初步的行为判断将不是一步的关键下标剔除，进一步的行为判断可根据行人当前行动状态对定位计算进行额外的补充计算。减轻传统步态分析的开销，将步

态分析中难以分辨的部分交给行为判断中进行，扩展了步态分析的灵活性。

本文在行为判断中使用深度学习的方法进行判断，增加了系统整体的准确性。本文使用深度学习模型中的长短期记忆网络对行人的运动状态进行分类，并使用传感器数据以及从客户端中收集到的数据对长短期记忆网络进行训练和分类，从中寻找能够支持更好的分类结果的分类目标和特征向量组合。通过实验进行比较，最终决定将行人的行为分为向上移动、向下移动和水平移动，并使用加速度传感器三轴数据作为特征，得到了很好的分类准确率。

在步长估计中使用多种步长估计模型对步长进行估计，将步长估计方法细分为固定数值步长估计、基于人体规律的步长估计、基于加速度的步长估计、线性回归公式四个类型，并尝试将步长估计线性回归公式的进一步划分，根据设定的划分标准将步长划分为多种长度，进而将线性回归公式转化为线性回归公式族，并使用一些简单的机器学习方法来对当前一步进行分类，最终使用更加适合的公式参数对步长进行估计，增加了步长估计的准确性。

在方向判定中主要研究和学习了在室内空间定位流程中对行人当前移动方向的判断，主要使用了直接读取电子罗盘数值、IMU 算法、AHRS 算法等方法，并讨论了初步的不同手机姿态、行人与手机方向不完全相同时、使用手机传感器判断行人前进方向的解决方法。

本文将行人在室内的纵向位移分为四种移动模式，分别给出不同移动模式之下的递推公式，将纵向位移的计算加入到室内空间定位的流程中，将二维的定位延伸到三维。此外，本文将行人的移动状态分为水平移动、向上移动、向下移动三大类，并尝试在行为判断流程中进行区分，最终根据当前移动状态分别计算。

本文在研究过程中实现了包括客户端和服务端的一套完整室内空间定位系统，具有数据采集、解析、设定参数并计算、数据存储、显示等功能，实现较为准确有效的室内空间定位功能，并实时对比不同定位流程中不同方法组合的效果。

1.4 论文主要贡献

本文主要研究的内容为以步行者航迹推算为基础进行室内空间定位，这是一个较为贴近实现、针对现实生活中的实际需求的研究内容。在研究和学习的过程中本文逐渐摸清了自主进行定位的室内空间定位方法，整合每一步的计算流程并进行深入的研究和改造，最终总结出一套较为完整并且切实可以实现的室内空间定位流程，并对每一个流程进行细化和研究学习。本文内容为记录在研究和学习

的过程中所产出的对室内空间定位的改进，以及实验和实现的方法。

本文的主要贡献在于：

1. 将步行者航位推算的步态分析流程拆分成主轴选择、步态分析和行为判断三个子流程，减轻步态分析的负担，并且提高了整体的准确性和可扩展性。
2. 对行为判断流程进行进一步的扩展，使用深度学习中长短期记忆网络的方法对行人的移动状态进行分类，并且得到了较好的分类结果。
3. 将步长估计方法与行为判断方法结合，再一次扩展行为判断流程，将静止状态与步长估计方法结合起来，提出建立步长估计的线性回归公式方法公式族，将步长分档计算以得到更好的步长估计结果。
4. 将室内空间定位的计算过程从二维扩展为三维，增加了纵向移动的初步定位思路。本文初步将行人的纵向位移总结为四种模式，并分别给出了对应模式之下扩展的室内空间定位递推公式。
5. 本文总结出一套较为完整并且可以实现的室内空间定位的流程，并以这一套流程作为核心实现了一个具有丰富功能的室内空间定位程序。以该定位系统为基础的室内空间定位实验获得了较好的定位效果，并具有一定的实用价值。

1.5 论文章节结构

本文后续章节的组织结构方式如下：

第1章其为“绪论”部分，对文章的研究背景与意义、国内外研究现状、本文的主要研究内容、论文主要贡献、论文章节结构等内容进行介绍。

第2章为“定位方案与基础方法”部分。本章主要介绍了使用步行者航迹推算的方法进行室内空间定位的基本思路和方法，与传统惯性导航定位做了简单对比，并介绍了本文在室内空间定位中对数据的前期处理工作。此外介绍了在室内空间定位流程中水平方向上位移长度的估计方法，将步长估计的方法分成固定数值步长估计、基于人体规律的步长估计、基于加速度的步长估计和线性回归公式的方法四类。并分别使用多种方案和参数进行行人步长的估计。并且研究了判定行人当前移动方向的方法，主要使用了直接读取电子罗盘数值、IMU 算法、AHRS 算法等方法，并讨论了不同手机姿态时对方向进行修正的思路。

第3章为“扩展的步态分析与实现”部分。本章主要介绍了在室内空间定位流程

中步态分析的方法，将“步态分析”细分为三个部分：主轴选择、步态分析和行为判断，并分别介绍主轴选择和步态分析的方法，并对基础的行为判断方法进行介绍。最后介绍了在扩展的步态分析过程中需要注意的计算机制。

第4章为“基于行为判断的定位与实现”部分，在本章中扩展了行为判断流程，将行人的异动行为分为水平移动、水平转弯、向上移动和向下移动四种类型，尝试使用深度学习的方法进行分类，最终根据类型进行计算修正。在此基础之上提出公式族的步长计算方法，保存同一族的步长线性回归公式参数，首先选择对应的种类的公式然后进行步长估计。此外总结出行人在室内进行纵向移动的四类常见的纵向移动模式，分别为独立的纵向移动、定长的纵向移动、基于步长的纵向移动、特殊的纵向移动，并分别给出不同模式之下修订的室内空间定位递推计算方法。

第5章为“系统实验与结果分析”部分。主要介绍使用室内空间定位程序进行定位的实验，包括实验程序的架构，实验设计，定位结果分析等，验证了本文提出的室内空间定位流程和方法的可行性。并给出不同参数的使用对行为判断结果的影响。

第6章为“总结与展望”部分，总结本文工作并展望后续工作。

第 2 章 室内空间定位基础与理论

室内空间定位技术是目前定位技术研究的热点，近年来随着无线通信技术的飞速发展，对室内定位服务的需求逐渐增加。由于室内环境具有高度的复杂性，使得信号在室内环境传输的过程中存在明显的多径效应和时变特征。所以室内环境实现精确定位有很多的方法和技术需要研究。其中比较重要的当属定位的方法和确保精确度和准确性的技术。当下使用 GPS 等技术的室外定位技术已经逐渐普及，而室内空间定位技术仍然是一个需要解决的问题。

2.1 基于短距离无线通信的定位技术

(1) 基于红外线的室内定位技术：基于红外线室内定位方法的思路是使用红外线标识或者在室内空间覆盖红外线，用室内的光学传感器接受红外线信息并根据这些数据进行定位。此技术比较成熟，精度较高，但是室内环境相对较为复杂，红外线常常会因为墙壁或者其他物体的阻挡而产生定位误差，这种技术受到环境因素的影响非常明显，对基础设施的依赖较高。

(2) 基于超声波的室内定位技术：超声波室内空间定位的思路类似于超声波，由多个应答器和主测距器组成。放置在被行人身上的主测距器向位置固定的应答器发射无线电信号，应答器在收到信号后向主测距器发射超声波信号，利用反射式测距法和三角定位等算法就可以确定行人的位置。这种方法精度较高，达到了厘米级别，但是因为超声波的衰减问题不适用于较大型的场合，此外用于精密计算的底层硬件设施的成本较高。

(3) 基于射频识别的室内定位技术：射频识别室内定位技术的思路是，利用射频方式，固定天线把无线电信号调成电磁场，附着于行人身上的标签进过磁场后感应电流生成就可以传送数据，以多对双向通信交换数据以达到识别和三角定位的目的。这种方法的作用技术比较近，但是精度很高，且由于电磁场非视距等优点，传输范围可以很大，作为标识的标签体积造价比较低且易于携带。这种技术的缺点是不具有通信能力，抗干扰能力较差，不便于整合到其他系统之中，且用户的安全隐私保障和国际标准化都不够完善。

(4) 基于超宽带的室内定位技术：超宽带定位技术是一种全新的、与传统通信定位技术有极大差异的新技术。它使用纳秒级非正弦波窄脉冲传输数据，因为具有极高的带宽，能够实现对电磁波传输时间的精确计时，再根据电磁波的传输

速度，从而计算基站与标签之间的距离。该距离计算精确度较高，所以能够实现厘米级的定位技术。

这种方法利用事先布置好的已知位置的锚节点和桥节点，与新加入的盲节点进行通讯，并利用三角定位或者“指纹”定位方式来确定位置。超宽带定位技术穿透力强、抗多径效果好、安全性高、系统复杂度低、能提供精确定位等优点，前景广阔。这种技术虽然精度较高，但是需要事先架构基础设置以用于定位，对基础设置的依赖较为严重，此外成本较高，功耗也较高。

2.2 基于惯性导航的定位技术

上述基于短距离无线通信的室内定位技术多需要事先在需要定位的控件假设基础设施，而在灾害现场，基础设置的可靠性很差，很难适用基于短距离无线通信的室内定位技术进行定位。而在灾害现场对定位的要需求比在常态的需求更为迫切和重要，在本文的观点中，这些定位技术仅为当前定位的一些基础技术。相较之下，惯性导航的技术是一种不需要构建基础设置就可以进行定位的室内空间定位技术，相较之下具有更好的实用意义与价值。

2.2.1 传统惯性导航

传统惯性导航技术以牛顿力学定律作为基础，将移动分解为转向和直线移动两种，使用积分实现定位计算。理论上可以适用于符合牛顿运动学物体运动时的定位需求，是一种完全依赖自身设备的自主定位方案，目前在汽车导航、航空航天导航中应用较为广泛。其思想源于加速度、速度和位移三者的积分关系，通过传感器获取到的加速度信息计算速度和位移。对物体的加速度进行积分获取物体的速度，对物体的加速度进行二次积分获取移动距离，使用陀螺仪积分或者其他方法获取当前移动方向，结合初始位置计算当前的坐标。

这种方案在实际行人室内空间定位中难以保证精确的定位效果，原因有：实现这种定位方案需要精度较高、较为昂贵的传感器，否则因传感器误差造成的积分误差很大，而在智能手机中配置的廉价惯性测量单元(Inertial Measurement Unit, IMU)的精度难以满足精度上的需求，导致较大的积分误差。此外因为人在行走过程中加速度方向与地理坐标系不完全相同，需要转换矩阵进行转换，而因为行人移动的随机性，变换矩阵的更新较为困难等。

本文在研究学习过程中尝试使用此方法进行定位产生了较大的定位误差，最

终本文放弃使用传统惯性导航的思路进行室内空间定位。

2.2.2 步行者航迹推算

步行者航迹推算技术是本文使用手机惯性传感器进行室内空间定位的核心方法思路，本文对步行者航迹推算技术进行了细化和扩展，确定了空间定位流程，并在一些流程中尝试引入新的方法并留出了具有很好可扩展性的接口。步行者航迹推算技术作为一种自包含传感器的定位方法，利用加速度传感器、陀螺仪和磁力计的数据进行处理、计算并实现定位。

这是一种针对行人行走的特征和规律制定的定位方法：行人在行走过程中每一步均遵循一定的规律，在行走过程中加速度、陀螺仪等传感器数据具有一定周期性，通过分析行人行走过程中加速度的变化情况，可以判断行人在某一时刻是否行走了一步。如果行人行走了一步，就根据两步之间的传感器信息估计这一步的步长，并判断这一步的移动方向，从而推断行人这一步的位移。

将推断出的位移累加到已知的初始坐标之上得到当前行人的坐标。在实现过程中常利用加速度传感器数据判断出行人一步的发生，融合三种传感器数据判定这一步移动的方向，结合数学模型或者其他方法估算行人这一步的位移长度，即步长，最后将位移叠加在已知的初始位置，得到行人每一步的位置，其基本的递推公式如公式 2.1 所示。如果只考虑水平方向上的位移，步行者航迹推算的原理可以参见图 2.1。

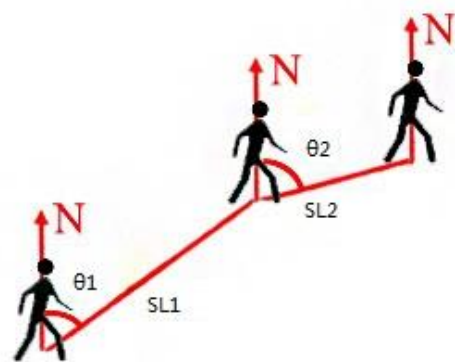


图 2.1 步行者航迹推算介绍

Fig2.1 The representation of PDR

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + SL_k \times \sin(\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + SL_k \times \cos(\theta_k) \end{cases} \quad (2.1)$$

其中， x 和 y 分别是在东北天坐标系之下的以正东和正北为正方向的坐标，

即在平面上以初始位置作为基础的当前坐标; SL 为结合这一步过程中数据估计出来的步长长度; θ 为结合数据判断出的这一步的移动方向; k 为当前这一步的下标, 同时记录着步数。在这个递推公式中没有关于行人在纵向位移的计算, 关于纵向位移的估计会在本文后文中提及, 根据不同的纵向位移模式会有不同的额外计算。

由上述说明可知: 步行者航迹推算技术是一种利用相对位置进行定位的技术, 与诸如红外线定位技术、超声波定位技术、蓝牙定位技术、Wi-Fi 定位技术、超宽带定位技术等需要架设基础设施的室内空间定位技术相比, 对基础设施的依赖性较少, 因而具有更好的自主性, 满足在极端条件下的定位需求的能力更加强大。其劣势在于初始位置难以自主获得, 需依赖其他定位方案; 因完全自主产生的累积误差会随定位时间的增长而增加。因此在条件允许的情况下, 常附加每隔一段时间或者距离使用其他定位方案进行位置校正。

2.3 步行者航迹推算步长估计方法

在步行者航迹推算进行室内空间定位的过程中, 以累加位移作为核心思想。在本文所提出的室内空间定位流程中将位移分成位移方向和位移长度两个部分。其中位移的长度是一个估算的结果, 用来描述步行者每一步位移的步长。其中, 单步长(step length)指行走的时候足跟着地到另一侧足跟着地这一阶段完成的位移, 复步长(stride length)指行走过程中足跟着地到这个足跟再一次着地过程中前进得到的位移长度。本文的步长估计均为针对单步长的估计。

步长估计的精确程度能够直接影响室内空间定位的精度, 步长估计的误差会随着步数的累加而增大, 最终可能导致室内空间定位坐标的较大偏移, 因此步长估计是室内空间定位流程中非常重要的一环, 如何获取更加精确的步长是这一流程的核心课题。本章节讲述本文对室内空间定位步长估计方法的学习和探索。

针对步行者航迹推算每一步的步长的估计, 本文尝试研究学习了多种类型的方法。步长估计的方法常见于四种类型, 直接使用常数或者伪常数进行简单计算得到步长的固定数值步长估计方法; 根据人体规律结合参数计算步长的方法; 利用加速度和步长的非线性关系估计步长的方法以及利用步频与步长的线性规律计算步长的方法。以下将对这些方法进行说明:

2.3.1 固定数值步长估计

固定数值的步长估计是一种非常原始的方法, 作为一种使用传感器进行室内

空间定位的方法有着有着模型简单计算量很小的优势^[14]，在步行者航迹推算的初期经常被使用，微软亚洲研究院最早将这个步长设定为 0.6 米，在实验中获得了不错的成果，Dorota 等人在室外使用特殊传感器进行实验时也使用了 0.95 米作为一个基准数值进行对照^[15]。

这种方法常常配合 GPS 进行定位，通过 GPS 的信息对初始设定的固定步长数据进行修正，以获得更加准确的定位效果，在没有 GPS 信号或者不能保证信号精度的地方则只能使用设定的固定数值来实现行人步长的估计。在室内空间中，GPS 信号难以保证精度，在极端条件下也难以保证其它以各种信号作为媒介的定位方案的精度，因此这种步长估计的方法在行人室内空间方案，步长估计方法中较为死板。

因为行人在行走过程中的步长会随着地形等条件产生变化，这种方法难以捕获这种变化，因此需要对这种方法进行一些修正。其中 Beauregard 等人尝试将记录行人在不同行走速度之下的步长，根据当前步行走速度选择一个步长作为步长的估计数值^[16]。这种方法需要采集较多的数据进行较多的分析并尝试进行分类，作为一种改进方法这个思路对本文后面讲述的公式族的方法有较大的影响。

针对固定数值的步长估计方法，本文尝试延续使用较为经典的 0.6 米作为基础数据，并给出可供修改的参数进行临时修改。考虑到人在转向的这一步位移长度较小，本文在固定数值步长估计中增加了以下规则：当行人的当前移动方向大幅度改变的时候，这一步行人的估计步长长度损失一定百分比。移动方向变化的阈值初始设定为 60 度，固定移动步长的损失百分比初始设定为 40%。

2.3.2 利用身高估计步长

在固定数值的步长估计之上，很多人根据行人的身体特征或者人体在运动过程中的规律，总结出了一些基于人体规律的步长估计方法，这些方法相对于固定步长的步长估计方法有了一定的灵活性。步长估计方法通过统计得出男女步长与身高的关系参数作为估计步长的依据，并结合行人的身高性别等输入的内容计算每一步的步长。

在过去的研究中，经过研究者大量的统计得到了行人步长和身高数据的简单线性关系，根据行人的身高结合步长针对身高的权重计算得到步长，其计算思路如公式 2.2 所示。

$$SL = H \times S \quad (2.2)$$

其中，SL 为估计出的这一步的步长，H 为步行者事先输入的自身身高信息，S 为身高系数。身高系数因步行者的性别不同而略有不同，男性的初始系数为 0.415，女性的初始系数为 0.413，这些系数在本文所实现的室内空间定位系统中可以动态调节。有趣的是在实验的工程中使用这样的参数进行估计时会得到较长的步长，因此参数应当随着地域的变化重新统计获得。

此外，有些论文也提出了更加复杂的经验模型，以保证在没有 GPS 和其他辅助的情况加可以根据行人的身高对步长进行估计，并减少在线数据统计和训练的开销。Ling Pei 所提出的经验公式如公式 2.3 所示。

$$SL = \left[0.7 + a(H - 1.75) + b \times \frac{(SF - 1.79)H}{1.75} \right] \times c \quad (2.3)$$

其中，SL 为估计出来的步长，H 为行人的身高，可通过测量得到，SF 为行人的步频，可以通过步态分析得到的时间下标计算得到。a、b、c 为三个参数，a 和 b 是已知参数，分别为 0.371 和 0.227，c 为可变参数，可以根据不同的人进行调整，初始数值为 1。

2.3.3 依据单摆估计步长

本文在研究步长估计方法时也尝试了单摆的思想进行步长估计。早在二十世纪之前便有人在做根据行人的腿部长度与腿部在移动过程中的单摆角度来实现每一步步长的估计，其思想研究的也是研究行人在步行过程中的人体运动规律。这一个思路非常有趣，直到现在仍然是一个可以继续挖掘研究的方法。

本文所讲述的步行者航迹推算中对步长的估计需要得到的是行人在一步中的位移长度，但是这样的位移并不是严格地标定身体某一个确定的部分的位移长度，只需要获得一个行人总体上的位移即可。单摆思想来估计位移利用的是人身体的重心的位移长度作为行人的步长。

每走一步，行人的骨盆支持上半身进行位移，因此可以着重与研究下半身的位移情况。一步的位移长度包括单脚支撑的一个近似的倒置单摆模型以及两个脚支撑的一个近似的水平位移。移动的过程如图 2.2 所示。

图 2.2 中 L 指腿部的长度，H 指重心在垂直于移动方向上的最大位移，S1 为单脚支撑时期的位移，S2 为双脚支撑时期的位移。因此可以通过重心的位移和腿部的长度计算得到 S1 的长度，如公式 2.4 所示。

$$S1 = 2\sqrt{2HL - H^2} \quad (2.4)$$

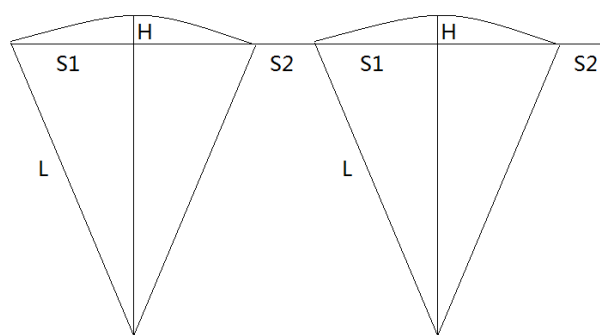


图 2.2 行走时的重心位移

Fig2.2 Centre of gravity moves when walking

此外有研究发现，双脚支撑的位移长度约占单脚支撑的位移长度的 25%^[17]。因此可以根据已经求出的 S1 得到 S2 以及步长位移大小。需要在 S1 的基础之上乘计算因子 1.25，最终依据单摆计算步长的方法如公式 2.5 所示。

$$SL = 2.5\sqrt{2HL - H^2} \quad (2.5)$$

上述两个公式中需要计算参数有重心最大位移 H 和腿部的长度 L。其中腿部长度 L 可以通过测量得到，而重心最大位移 H 可以通过积分求得。本文使用手机传感器尝试使用本方法进行室内空间定位步长估计，可使用加速度传感器 Z 轴上的分量数据积分得到 H，进而计算步长得步长。

2.3.4 基于加速度的非线性步长估计

在步行过程中，行人的步长信息与加速度信息关系紧密，一些学者提出了一些线性模型和非线性模型来估算步长。在本文中将线性模型与非线性模型分为两种步长估计方法，在本小节中介绍集中较为经典的基于加速度的非线性步长估计方法。

目前针对非线性步长估计已经有了一些前人的研究，Byleman^[18]、Weinberg、Scarlet 以及 Kim 等人分别提出了具有一定准确性的步长估计方法，其中后三者在步行者航迹推算步长估计的研究中较为常见，在后续的研究中得到了更为广泛的应用，计算公式如下：

Weinberg 步长模型如公式 2.6 所示：

$$SL = k \times \sqrt[4]{a_{max} - a_{min}} \quad (2.6)$$

Scarlet 步长估计模型如公式 2.7 所示：

$$SL = k \times \frac{\frac{\sum_{i=1}^N |a_i|}{N} - a_{min}}{a_{max} - a_{min}} \quad (2.7)$$

Kim 步长估计模型如公式 2.8 所示：

$$SL = k \times \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N |a_i|}{N}} \quad (2.8)$$

在上述公式中，SL 为估计出的步长， a_{max} 和 a_{min} 分别为这一步的阶段中最大的加速度和最小的加速度，N 为这一步中某一轴上的加速度采样得到的数据数量，这些模型均以加速度传感器作为基础进行计算，然后利用估计参数 k 作调整计算结果以此构建步长估计模型。在针对 Weinberg 方法、Kim 方法和 Scarlet 方法三种步长估计模型的对比研究中，目前得到的结论为 Scarlet 方法在三者中具有较好的精确性。

每一个人在行走的过程中参数具有差异性，因此参数 k 需要进行事先的调整。在针对非线性的步长估计方法，Jahn 等人针对单摆思想的方法、Weinberg 方法、Byleman 方法和 Kim 方法进行了对比实验^[19]，得出了传感器误差和参数校准是导致这些数学模型产生误差最大的因素，因此这一类方法具有通用性较差的特点。

在本文进行学习和研究步长估计的过程中分别实现了 Weinberg 方法、Kim 方法和 Scarlet 方法，使用的参数 k 分别为 0.71、1.10 和 0.65。在计算过程中利用前文步态分析中选择的主轴加速度数据结合每一步的下标进行计算，三种方法计算得出的估计步长在 0.6m 上下浮动，其中 Scarlet 方法计算得到的步长数据较为稳定，且数值较小。

2.3.5 基于线性回归的步长估计

在本文中，线性回归公式即为利用加速度步长的线性关系进行步长估计的公式。本文延展了 Beauregard 的思路，将一般的线性计算公式转化为公式族，结合加速度数据行人当前的移动状态进行分类，并选择出最靠近的移动类别的公式进行计算，从而估计出具有一定准确性的步长。这一节主要介绍步长估计的线性回归公式。本文提出的公式族以及本文在研究学习过程中尝试的移动状态分类方法将在下一章进行介绍。

在基于惯性传感器尤其是加速度传感器的步长估计中，步长不会是固定数值，而是会随着移动速度，步频以及加速度的方差的变化而变化的^[20]，这其中有着—

些线性关系可以帮助推算步长。在使用线性关系估计步长的早期，研究人员通过大量采集数据并分析，发现了比较清晰的步长和步频的线性关系，并以步频模型作为线性回归公式的基础，如公式 2.9 所示。

$$SL = a \times f + b \quad (2.9)$$

其中 SL 为估计出的步长， f 为这一步的步频信息， a 和 b 是参数，可以通过线性回归计算得到。不同人的行走步长之间的区别来自于系数的不同。为了动态获取系数，以满足行人的真实位移计算和地形要求，研究人员尝试使用了粒子滤波的做法，根据粒子的平均数获得参数。粒子滤波的做法在事先拥有详尽的地形信息的前提下具有较好的作用，不仅仅可以用于修正步长估计参数，也可以用于移动方向。

为了能够更加准确地估计位移长度，以适应步频和加速度方差的变化，在估计步长的时候，更加倾向于使用步频和加速度方差的线性组合公式，如公式 2.10 所示，步频的计算方法如公式 2.11 所示，加速度方差的计算方法如公式 2.12 所示。

$$SL = \alpha \times fre + \beta \times var + \gamma \quad (2.10)$$

$$fre_k = \frac{1}{(t_k - t_{k-1})} \quad (2.11)$$

$$var_k = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(a_k - \bar{a}_k)^2}{n} \quad (2.12)$$

其中， SL 为估计出来的步长， fre 是这一步的步频，可以通过每一步的时间差计算得出， var 是这一步过程中的加速度的方差， α 和 β 分别是步频和加速度方差的参数， γ 是一个常数， k 是这一步的下标， t_k 是这一步的时间戳， a_k 代表收集到的加速度数据， n 代表这一步中的加速度数据采样数量。

对于这样的线性公式， α 和 β 是每一步的步频和加速度方差的计算参数，而不同行人甚至相同的人的行走状态并不确定，不同状态均有不同的计算参数。线性回归公式使用相同的参数处理不同的行走状态，具有一定的局限性。因此本文尝试建立公式族，细分不同的行走状态，减少这样的局限性，提高使用线性回归公式进行步长估计的灵活度。

在本文实现的室内空间定位系统中， α 、 β 和 γ 的默认初始数值为 0.37、0.39 和 0.28，这个数值是利用传感传输的原始数据进行线性回归得到的。增加传感器数据、细化采样策略 以及精确真实数据可以使得这些数值自动进行校准。

2.3.6 步长估计方法对比

步行者航迹推算的步长估计方法一般被分为四种，分别为常数和伪常数的步长设定，使用加速度峰值与步长的非线性关系估计步长的方法，利用步频线性规律的步长模型估计步长的方法，以及使用人工智能进行步长估计的方法。根据本文的研究学习的顺序，对步长估计方法的分类与上述不完全相同，将步长估计方法分为固定数值步长估计、基于人体规律的步长估计、基于加速度的步长估计、线性回归公式与公式族四种方法。

其中固定数值的步长估计即为常数和伪常数的步长设定方法，这种方法非常基础但是适应性较差，非常依赖于其他方法的定位信息进行修正，因为简单在早期室内空间定位中较为常用；基于人体规律的步长估计能够获得较为准确的步长估计，但是需要事先仔细调整参数并根据用户输入的准确身高或者其他数据进行计算，这种思路能够在实验环境下获得很好的成果但是在实际使用中很难有调整参数和输入准确数据的机会，用户使用难度较高，尚未达到实际可以应用的程度；基于加速度的步长估计是结合纵向的加速度峰值，利用加速度和步长的非线性关系估计步长，目前在这一阶段的研究中已经提出了多种步长估计模型，多篇论文认为 **Scarlet** 方法的估计结果较好，在实验中本文发现 **Scarlet** 方法的估计结果较为稳定。然而这种思路所依据的非线性模型对每一步之间的数据精度要求较高，在出现较大噪声的情况下可能会出现较大的误差，并且难以应对传感器欺骗的问题，如行人在原地做蹲起的时候仍然会得到一个步长；本文中所提到的线性回归公式的方法即为步频与步长的线性规律的方法，利用步频和加速度的方差与步长的线性关系计算得到步长。同样地，这个方法的问题在于参数需要根据不同的行人进行调整，并且因为参数统一，对偏离公式规律的估计误差较大，灵活性较弱。

2.4 步行者航迹推算方向判定方法

本文研究的内容为以步行者航迹推算作为思想的室内空间定位，使用手机作为行人定位的装置，并提出一种较为完整的室内空间定位流程，包括数据收集、数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定、高度移动、位置校正等内容，其中主轴选择、步态分析和行为判断在本文中亦可以统称为步态分析。在这些流程中，步长估计与方向判定是步行者航迹推算研究中的难点所在，其中方向的判定可能会导致定位误差的快速增长，因此方向的判定和误差的处理在本文中具有较高的的重要性。本小节介绍本文在研究和学习过程中尝试的方

向判定方法，并对这些方法进行对比。

基于惯性传感器的相对定位技术在定位时，需要行人的行走方向^[21]作为计算参数。在本文的研究内容中，以手机内置的加速度传感器、陀螺仪和磁力计数据作为一步方向判定的基础数据。目前，在步行者航迹推算方向判断过程中，常使用磁力计和陀螺仪作为方向判断的主要数据进行处理。如果事先拥有地形信息，也可以使用粒子滤波实现方向判定。使用手机传感器进行方向判定的难点有二：其一为室内金属以及导电材料能够较大程度地影响方向判定，方向造成很大的方向误差；其二为陀螺仪虽然不受磁场影响，但是随着测定时间变长，误差会累积变大^[22]。结合陀螺仪和磁力计数据进行的方向判定比两者单独计算更为可靠。

此外行人的移动方向和手机的摆放方向未必相同，这两者之间会存在偏移量。手机的姿态随时会发生变化，因此手机方向和移动方向之间偏移量的估计是一个困难的任务。本文分别研究和学习了在方向判定中的基础方向判定方法和方向修正的方法，使用多种方案计算手机的方向，并结合步态分析的结果尝试计算可以用于定位计算的行人真实移动方向。

2.4.1 电子罗盘和数据修正

目前手机内置的电子罗盘方向能够给出当前的移动方向，本文在研究的初始阶段尝试直接读取电子罗盘方向数据作为基础方向实现定位。

地球可以被看做是一个双极磁体，强度约 0.5—0.6 高斯^[14]，其磁场由磁北极指向磁南极，如图 2.3 所示。地理南北极和磁南北极并不是重合的，通常这两者之间有一个 11°左右的角度差，即磁子午圈与地子午圈之间的夹角，被称为磁倾角，在 $\pm 90^\circ$ 之间变化。

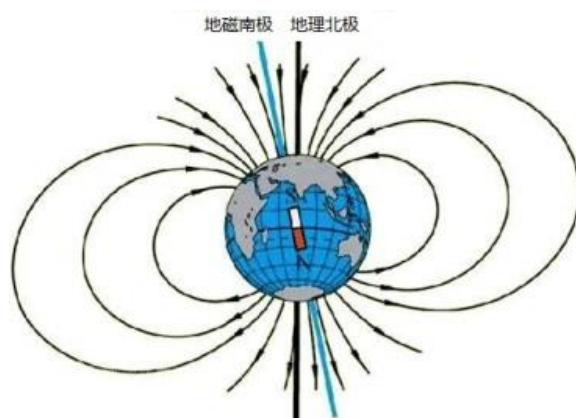


图 2.3 地球磁场

Fig2.3 The magnetic of the Earth

因为地磁场始终指向磁场北极，电子罗盘可以通过测量磁力计的 xyz 三轴分量确定当前方向，即通过载体坐标系和地理坐标系之间的转换关系得到姿态角(Euler 角)，即俯仰角、偏航角和翻滚角，根据这三个角度推算手机的方向信息。在本文以东北天坐标系作为地理坐标系，以手机磁力计三轴作为载体坐标系的三轴。如上文所示，手机正面平放在桌面上时， Z 轴正方向指向上方， X 和 Y 轴分别为平面坐标系的横轴和纵轴，满足右手坐标系。偏航角(Yaw)为当前手机的 Y 轴方向在水平面上的投影与地理正北的夹角，范围为 $0^\circ\text{--}360^\circ$ 。俯仰角(Pitch)为手机的 Y 轴与水平面的夹角，范围为 $0^\circ\text{--}180^\circ$ ，翻滚角(Roll)为手机的 X 轴与水平面的夹角，范围为 $0^\circ\text{--}180^\circ$ ，在本文使用电子罗盘进行的方向判定均使用偏航角作为描述手机当前移动方向的参数。飞行器姿态角应用到手机室内空间定位方向判定可参见图 2.4。

然而电子罗盘会因为探测到的任何额外叠加的磁场造成误差，并且磁力计难以将这些磁场分开处理。金属材料或者导电材料可能会使得电子罗盘对正北的感知发生错误，产生错误的方向读数。导致这样误差的源头是不可预计的^[23]，是此方法的难点之一。此外在定位过程中，为了感知行人相对没有约束的移动过程，确定精确的行走方向，需要对移动方向进行更加细微的识别，普通手机的传感器很难满足要求也是瓶颈之一。

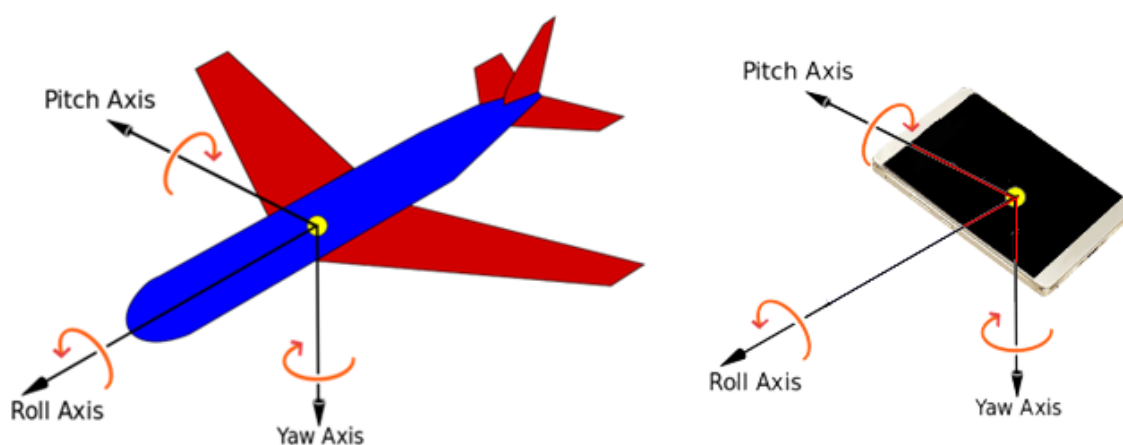


图 2.4 姿态角

Fig2.4 The Euler angle

在步行者航迹推算中，获取方向不仅是当前的移动方向的读取，还有移动方向变化的检测，错误地转向可能会导致移动方向逐渐偏离正确的移动方向。行人在步行过程中的抖动情况不可控制，所以多有错误地判断转向从而修改当前移动方向的问题存在。Park 等人的研究表明 85% 的精度，100% 召回率的转向检测是手

机位置的差异（电话中、摇摆中或者在口袋中）、手机的机型和行人本身造成的^[24]。此外有研究发现手机的前后反复移动对转向的判断误差有较大的影响。

为了保证电子罗盘数据读数的准确性，需要对采样得到数据进行修正。因为室内的布局中，直线的走廊和垂直转弯的情况居多，行人在室内的行走一般为笔直前进或者大幅转向，因此只有当某一步的移动方向与前一步的移动方向的差值超过一定阈值，移动方向才会被更新。在本文中，将限制的阈值的初始数值为 5° ，这样可以减轻普通手机传感器对细微方向识别的要求，使移动方向保持在一个误差范围之内。因为手机内部有多种传感器，行人移动过程中，这些传感器在相同方面得到的数据差异不会太大，有些时候还可以结合陀螺仪的数值与电子罗盘的数值进行比照，如果两者差异不大，则认为电子罗盘的读数是可以使用的^[25]，用这样的方式也可以减少来自金属材料和导电材料的电磁误差。

如果可以获得室内的地形信息，还可以有一些较为有趣的方法用于抵消方向判定的误差：例如 2013 年 Sun 等人使用笔直的天花板的边缘作为移动方向信息的正交参考^[26]，尝试使用计算机视觉判断天花板的绝对坐标和自身的相对坐标进行方向判定^[37]，获得了很高的精度（ 1° 的平均误差）。在 2014 年 Roy 等人做了基于深度视频的人体行走模式分析以及磁干扰定位与隔离，可以做到逼近于基于计算机视觉参考方法的精度（ 6° 的平均误差）^[27]。上述这些方法的计算量、能耗较高且灵活度较低，不太符合本文轻便定位的需求，因此本文在研究学习过程中没有实现类似这样的方向修正方案。

2.4.2 航姿参考方向判定

作为影响步行者航迹推算精度的主要因素之一，没有约束的方向判定会产生大量的误差，可以使用航姿参考系统（Attitude and Heading Reference System, AHRS）融合磁角速度和重力传感器的数据来推断手机传感器的方向。

航姿参考系统 AHRS 由加速度传感器，陀螺仪和磁力计构成，早期用于飞行器的航向方向判定，可以为提供较为准确的飞行器姿态信息。由于近年来随着器件成本的降低，也正在逐渐应用于室内空间定位、虚拟现实、生命运动科学分析和无人机等需要三位姿态检测的领域中。AHRS 以地球的重力场和磁场作为参考，静态精度取决于重力和磁场的测量精度，动态性能取决于陀螺仪的精度。磁场和重力场越正交，AHRS 对姿态的判断效果会越准确，而在再磁场和重力场平行的区域则难以测出姿态。因此在高纬度区域，AHRS 对姿态角度的误差会较大，并

且在没有中立和磁场的区域，这个方案无法工作。

惯性测量单元（Inertial Measurement Unit, IMU）的方法是仅仅使用加速度传感器和陀螺仪进行姿态判断的方案，通过加速度传感器测量直线运动，通过陀螺仪检测旋转运动，分别以加速度信息和角速度信息表示。最终将直线运动和旋转运动结合在一起判断当前的移动。IMU 常用在需要用姿态进行精密位移的场合，例如航空航天、潜艇、导弹的惯性导航中。IMU 一个较为理想的模型，通过加速度传感器的数据进行二次积分即可得到位移，使用陀螺仪角速度积分可以得到当前的方向。理论上的 IMU 可以在任意位置移动。

然而，需要非常精确的传感器才可使 IMU 的方法具有较好的精度。IMU 的陀螺仪常使用诸如机械陀螺、光纤陀螺等传感器，精度较好但是成本很高。在本文使用手机进行室内空间定位的研究和学习中，手机中内置的 MEMS 精度难以满足 IMU 的要求。MEMS 的加速度传感器和陀螺仪的噪声较大，如果仅仅使用角速度积分和加速度的二重积分计算方向和位移，姿态误差会非常大，因此就需要使用场向量修正这样的误差，因此在本文中使用 AHRS 解算手机姿态，推断当前的移动方向。

在计算移动方向的过程中，分别可以使用 AHRS 和 IMU 的做法进行方向判定，即使用加速度传感器、陀螺仪和磁力计九轴数据进行计算和仅仅使用加速度传感器和陀螺仪进行计算。Ling Pei 等人提出了一种九轴和六轴计算切换的方法，具体可参见公式 2.13 所示。

$$ED_{yaw} = \sqrt{\sum_{k=n}^{n+N-1} \left[\left(\psi_k^{9DOF} - \bar{\psi}^{9DOF} \right) - \left(\psi_k^{6DOF} - \bar{\psi}^{6DOF} \right) \right]^2} \quad (2.13)$$

其中 ED_{yaw} 为距离计算结果，如果这个数值超过一定阈值则需要转换为九轴 AHRS 的算法进行计算，否则使用六轴进行计算， $\bar{\psi}^{9DOF}$ 以及 $\bar{\psi}^{6DOF}$ 分别为使用九轴和六轴计算的当前移动方向。这样的方法提供了一种切换的思想，但是略显繁重，在本文的研究和学习过程中决定简化这个做法。

在本文的研究学习过程中，分别在手机客户端和 PC 的数据处理服务端实现了 AHRS 和 IMU 的算法。IMU 的算法虽然能够得到较为准确的转向角度信息，但是因为初始移动方向的不正确导致移动方向长时间存在明显的偏移，不论手机客户端还是位于 PC 的服务端均是如此，造成较大的定位误差。通过 AHRS 解算出的移动方向具有较好的稳定性和准确性，并且在手机客户端和 PC 服务端连着计算结果相同。由于本文实现的定位系统在服务端会不断进行重复计算以保证定

位信息的更新，而在客户端的 AHRS 计算结果将被保存且仅仅计算一次，因此最终判断在手机客户端进行 AHRS 的计算过程能够达到较好的方向判定精度以及较少的性能开销。

2.4.3 方向修正

上文提到的有关方向的判定均以手机平放，手机传感器的 Z 轴指向正上方，X 轴方向与移动方向相同的姿态为前提。然而这是一种理想的情况，然而若希望以手机传感器作为判断行人真实步行方向的媒介，则需要将手机的方向转换成为行人真正的移动方向。因为行人移动方向与手机的本身的判定方向之间存在偏移，并且手机姿态在行人移动过程中也会时常发生变化，使得行人真实移动方向的判定在步行者航迹推算的研究中是一个较难解决的问题，如图 2.5 所示，手机被拿在手里的时候传感器三个轴并非与东北天坐标系保持一致，因此上一节中判定的行人移动方向也可能会存在较大的偏差，需要经过额外的方向修正过程得到修正后的正确方向。



图 2.5 手机 x 轴与移动方向不同

Fig2.5 The difference between smartphone x-axis and move direction

利用手机传感器判定的移动方向与行人真实移动方向不同一直是一个相对较难的课题。在一些研究成果中常使用粒子滤波的方法修正移动方向，如 Qian 等人使用粒子滤波作为修正移动方向和步长的方案^[28]。使用粒子滤波进行方向、步长和定位坐标的修正可以得到较为准确的定位结果，然而粒子滤波的方法需要事先获得地形信息，因此难以在没有地形信息甚至极端条件之下使用，这影响了步行者航迹推算本身对灵活性的要求，与本文所希望实现的利用手机无依赖或者少依赖条件即可实现的室内空间定位相悖，本文没有深入研究粒子滤波的修正方案。

此外可以根据手机在与行人的相对位置关系，可以将手机的相对姿态进行分类，并分别针对这些姿态分别处理。Pei L 等人在研究过程中将手机的姿态分成了打字状态、打电话状态、在手中以及在口袋中四类，并分别进行了研究。Steinhoff 等人尝试使用多种 PCA 的方法获得手机处于在口袋中的状态下的当前移动方向 [29]。

在本文实现室内空间定位系统过程中，为了获得修正后的前进方向，尝试了两种解决思路，分别为对传感器数据进行前期的处理和已经获取的前进方向上做额外的补充计算。对传感器数据进行前期的处理就是传感器的载体坐标系与参考坐标系之间的转化。

在一些文章中提出使用转换矩阵的方法进行当前方向的修正，将手机的自身坐标系磁场强度转换为世界坐标系即大地坐标系中。首先使用加速度传感器三轴数据和重力加速度 g 进行计算，得到手机的俯仰角和翻滚角，分别如公式 2.14 和 2.15 所示，然后使用转换矩阵将手机磁力计的三轴数据 (x_p, y_p, z_p) 转化为大地坐标系磁场强度向量 (x_w, y_w, z_w) ，如公式 2.16 所示。最终根据大地坐标系的磁场强度判定当前行人的移动方向 α ，如公式 2.17 所示。

$$\gamma = \sin^{-1}\left(\frac{a_y}{g}\right) \quad (2.14)$$

$$\theta = \tan^{-1}\left(\frac{a_x}{a_z}\right) \quad (2.15)$$

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \sin\gamma & -\sin\theta \cos\gamma \\ 0 & \cos\gamma & \sin\gamma \\ \sin\theta & -\cos\theta \sin\gamma & \cos\theta \cos\gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_p \\ y_p \\ z_p \end{bmatrix} \quad (2.16)$$

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{y_w}{x_w}\right) \quad (2.17)$$

因为行人在步行过程中数据呈现周期性规律，所以附着在行人身上或者跟随行人肢体进行移动的手机运动数据也呈现周期性规律。本文在定位过程中设计记录传感器数据的下标信息以及下标对应的传感器数据作为计算参数进行定位，多数传感器数据在步态分析流程之后均不会使用，因此可以一定程度规避手机的抖动情况，每一步根据手机传感器判定的移动方向与行人的真实移动方向之间的偏移量保持在一定范围内，因而获得相对稳定的行人移动方向，如图 2.6 所示。

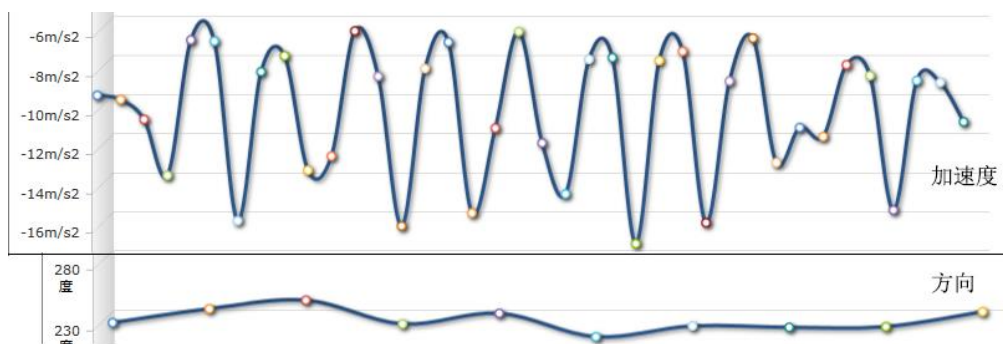


图 2.6 在移动过程中方向偏移量相对稳定

Fig2.6 The direction offset is relatively stable when moving

因此本文针对室内空间定位中方向判定的方向修正过程以获取或者设定偏移量作为主要思想。将方向的偏移量叠加得到水平情况推测出的移动方向之上，即可得到行人的真实移动方向。本文实现的室内空间定位系统中操作者可以手动定义偏移量对当前移动方向进行修正。这个偏移量可以使用各种方向判定方法得出的在手机平放和手机其他姿态状态下的移动方向做差值获得。此外，本文尝试根据人工设定的初始移动方向，对电子罗盘和 AHRS 推断出的方向进行采样，相对动态地获得偏移量。即对行人开始移动的前几步进行采样，获得其平均的移动方向，根据设定的初始移动方向计算得到偏移量叠加到后续的计算中以修正估计出的行人移动方向。

2.5 本章小结

本章首先介绍了一些基于短距离无线通信的定位技术的思路，这些定位技术多需要实现架设定位所需的基础设置，本文不以架设基础设置进行室内空间定位为主要思想。

本文选择的步行者航迹推算定位方案的基本原理，并将之与传统的惯性导航方案进行了对比，得到步行者航迹推算更加适用于行人航迹推算和室内空间定位的结论。此外本章还介绍了使用智能手机进行步行者航迹推算所需要的传感器信息、本文所实现的定位系统中采集的数据内容和意义以及对这些数据前期的数据滤波处理方案。

本章介绍了本文在研究和学习步行者航迹推算的过程中了解到的基础步长估计思路和方法，将这些方法分为固定数值步长估计、基于人体规律的步长估计、基于加速度的步长估计、线性回归公式与公式族四大种方法，并分别对上述四种方法进行细分，详细介绍了基础步长估计方法的思想合计算方法，最后对这些方

法进行了对比。

此外介绍了室内空间定位中方向判定流程的方向判定方法以及方向修正的方案。将方向判定细分为基础方向判定方法和偏移量计算两个部分，通过基础方向叠加偏移量获得行人的移动方向。在基础方向判定中本文尝试使用了电子罗盘和 AHRS 与 IMU 的方法以及各自的修正方法，最后通过设定或者计算得到的偏移量将手机判定的方向转化为行人真实的移动方向。

第 3 章 室内定位总体方案设计

3.1 改进的步行者航迹推算

传统惯性导航技术的精确程度主要依赖于传感器的精度和高频的数据采集，对硬件的精度要求比较高，定位算法实现较为复杂，成本较高，适用于运动速度较快的大型物体的运动和定位，如汽车定位。智能手机装配的惯性测量单元难以满足这样的需求，会存在因为两次积分导致大量的误差累积。

步行者航迹推算技术以步行者的运动规律作为依据，依据行人每一步的步长和方向进行定位。这种技术对传感器精度要求相对较低，更加注重行走过程中传感器数据的周期性，减少了对传感器数据的积分计算，不会存在大量的积分误差。其累积误差多来源于步长和方向的估计错误的积累，且可以通过对数据进行持续的循环计算机制在一定程度上得到控制。因为室内空间有限，步行者的移动速度相对较慢，智能手机的普及等原因，相对于传统惯性导航步行者航迹推算更加适用于使用智能手机进行行人的室内空间定位。

经典的以步行者航迹推算的定位主要流程为数据收集、步态分析、方向判定步长估计和可选的位置校正。在本文中将这一流程进行了细化和扩展，将以步行者航迹推算作为室内空间定位主思路的流程划分为数据收集、数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、方向判定、步长估计、纵向移动和位置校正几个部分。其中位置校正为可选流程，在条件允许的情况下使用多种方式进行室内空间定位的效果会比单独使用一种方法要更加可靠。

经典的步态分析流程用于对传感器数据进行处理，使用各种方法分析出行人前进一步的时机。本文在研究学习以及实现室内空间定位系统的过程中，将经典的步态分析流程分解为主轴选择、步态分析和行为判断三个部分，弱化原有的步态分析功用，并在行为判断流程中尝试进行更加智能的判断。因此使得步态分析的过程成为了一个在滤波之后进行的两段数据清洗的处理过程，第一段的步态分析将数据量大幅度减少，第二段的行为判断进行有针对性的数据处理过程。最后将行为判断流程进一步进行扩展，结合行为判断的结果进行分档的步长估计和纵向移动的计算。

本文提出的室内空间定位方案中实现了诸多前人研究得到的步长估计以及方

向判定方法，并在实现的过程中给出些许具有实际实现意义的修订。此外本文定义了纵向移动的四种模式，并分别给出在不同的模式之下的计算方案，扩展了使用步行者航迹推算进行室内空间定位过程中对纵向位移进行估计过程。

3.2 扩展的步态分析

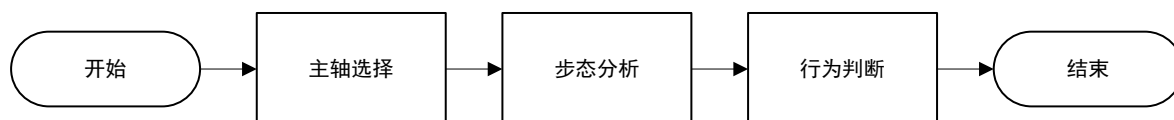
步态分析是步行者航迹推算 PDR 流程中非常重要的一环，用于侦测行人事件的发生，对定位的效果起到关键性的影响。步行者在移动的过程中，其加速度信息呈现震荡波形^[30]，步态分析的思想就是根据这些传感器数据波形的规律判断行人行走的每一步的时机，获取每一步的数据下标，结合其他数据进行定位计算。

目前步态分析的方法多为三种：时域分析、频域分析和特征聚类。时域分析的依据为行人在移动过程中加速度传感器数据会因为行止发生比较明显的变化，分析传感器的波峰波谷数据可以得到步态信息；频域分析着眼于行人在移动过程中具有的独特光谱特性，识别重复的行走模式用以实现步态信息获取；特征聚类以分析各种传感器数据提取特征，并使用特定方法如机器学习方法尽心步态分析。

传统的步态分析为使用加速度传感器数据等信息对当前行人的移动状态进行判断，将行人的行为分为移动和非移动两种状态，常使用加速度传感器数据的波形信息进行判断。步态分析的结果为行人每一步行走的数据下标，根据这些下标对应的数据进行之后流程的计算。

本文沿用传统步态分析的处理方法，以时域分析作为步态分析的核心方法来获取行人每一步的数据下标，并在此基础之上进行了一些规范和更有趣的扩展。将步态分析流程分解为主轴选择、步态分析和行为判断三个部分，分别用于选择计算数据的标记下标、判断行人行走一步的发生和这一步的行人行为分类三项内容，扩展了步态分析流程的灵活性和准确性。本文在步态分析最后存储经过以上三个部分被判断出的每一步的传感器数据以备扩展的室内空间定位流程使用。

本文中扩展的步态分析流程如图 3.1 所示，此流程整体的输入为经过上一流程滤波之后的传感器数据。主轴选择不会对传感器数据产生任何影响，会根据用户的选择产生一组被选定主轴的数据副本用于后续操作。步态分析的输入为传感器数据和主轴数据，在主轴的数据使用不太分析方法获得可能步数据下标，并记录这些下标对应的传感器数据。之后将进行行为判断，结合步态分析的传感器数据和可能步下标集合进行更加深入的判断，并输出带有分类信息的确定步集合用于后续的计算。



3.1 扩展的步态分析流程

Fig3.1 The float for extended step detection

3.3 数据前期处理

本文使用步行者航迹推算作为核心研究更细致而准确的室内空间定位流程和方法，并设计实现了一套室内空间定位实验系统以完整实现本文提出的室内空间定位流程。整个系统呈客户端/服务端结构，通过安装在手机客户端进行简单计算和数据收集的过程，并在服务端进行更加重要的数据处理和定位计算过程。在服务端接收客户端数据之后，需要对这些数据进行数据前期处理，最后将这些数据送入室内空间定位流程中参与定位计算。

3.3.1 手机传感器

智能手机中配备的九轴惯性传感器常为 MEMS (micro electro mechanical systems)，具有质量体积均较小、集成方便且能耗较低等特点，因而被大量应用在便携的智能设备中，在机器人、汽车电子、导航等领域较为广泛的应用。本文收集智能手机内置的加速度传感器、陀螺仪、磁力计数据作为基础数据，用以获取进行定位计算必要的参数信息。智能手机中的九轴惯性传感器包括三轴加速度传感器、三轴陀螺仪和三轴磁力计，传感器三个轴向与手机的关系如图 3.2 所示。

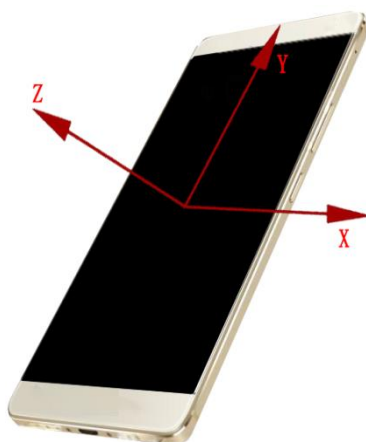


图 3.2 手机传感器三轴方向

Fig3.2 The axis for sensors in smartphone

在本文实验中使用的手机为例，手机正面平放在桌面上时，Z 轴指向上方，Y 轴沿着手机的长边延展，X 轴沿着手机的短边延展。X 和 Y 轴分别为平面坐标系的横轴和纵轴，满足右手坐标系。

加速度传感器是一种惯性传感器，通常由质量块、阻尼器、弹性元件、敏感元件、适调电路等部分组成，依据于牛顿力学原理计算物体的线速度，以此检测手机三个轴向上的加速度数据，其数据测量单位为 m/s^2 。陀螺仪是一种用于测量方向的元器件，依据于角动量原理，用于测量手机 X、Y、Z 轴的角速度，单位为 rad/s 。在实际定位系统中，常常与加速度传感器的数据结合在一起推导出更加对室内定位有意义的翻滚角、俯仰角和偏航角的角度信息。磁力计被用于测量地磁场强度和方向，单位为 micro tesla 。在定位系统中主要用于校正陀螺仪和加速度传感器计算出的当前方向。

3.3.2 数据采集与计算

利用手机惯性传感器进行室内空间定位以手机传感器的数据作为计算基础，这些数据均来自于在安卓手机上运行的客户端。因为行人的移动速度和频率不会过高，所以手机客户端收集数据和发送数据、服务端接收并处理收据以及显示数据的计算间隔无须太小。手机客户端以较低的频率采集数据，默认数据收集频率为 50HZ。客户端以设定的频率向服务端发送数据包，默认发送频率为 1HZ。

手机客户端向服务端发送的数据包中包含内容为每一次采样得到的加速度传感器三轴数据、陀螺仪三轴数据、磁力计三轴数据、电子罗盘测定的当前方向、GPS 坐标信息(如果无法获取 GPS 信息则经纬度数据均为 0)、采样时间戳，以及在采样时刻在客户端使用 AHRS 算法和 IMU 算法得到的当前方向，实验者手动设定的当前移动状态行止标记和当前移动状态纵向移动标记等。数据采集的客户端截图如图 3.3 所示。

其中以加速度、陀螺仪、磁力计三轴数据作为最基本的计算数据，本文所研究和学习的内容即为对利用这些数据进行步行者航迹推算，从而实现行人室内空间定位的方法。电子罗盘数据和 GPS 坐标信息为辅助定位的数据，允许不准确或者数据为空。此外本文分别在手机客户端和服务端实现了 AHRS 算法和 IMU 算法：针对本文实现系统的架构，考虑到客户端计算 AHRS 算法和 IMU 算法的开销远小于在服务端的计算开销，在手机客户端也实现了 AHRS 算法和 IMU 算法，并将计算结果发送到服务端进行下一步处理。当前移动状态的行止标记和纵向移

动的标记为在客户端由实验者手动进行标记的数据，这些数据将会在服务端用于构建行为判断流程或者其他额外判断方法所需要的数据集，作为水平移动状态和纵向移动状态分类的依据参与到行人室内空间定位的流程中。采样时间戳标定数据采集的时间，这是在服务端实现一些步长估计算法时的重要时间依据。

这些数据以数据包的形式整体发送到服务端并分别存储到服务端针对各个类型的数据设定的缓冲区中，并在服务端进行出具前期处理，经过主轴选择、步态分析和行为判断筛选出具有计算意义的数据，这些数据最终参与持续的定位计算，直到这些数据离开缓冲区为止。手机客户端向服务端发送传感器数据，服务端向客户端发送当前坐标以及状态信息，二者之间的数据交互如图 3.4 所示。



图 3.3 数据采集客户端

Fig3.3 The client for data collection



图 3.4 客户端和服务端的数据交互

Fig3.4 The data interaction between client and server

3.3.3 数据滤波

步行者航位推算技术中步态分析方法中较为灵敏有效的方法多以传感器的波形作为判断依据进行判断，将判断出来的每一步的下标作为选择其他数据的依据以进行后续的计算。步行者在行走的过程中的动作不会非常标准和刻板，具有随意性，行人在运动中与智能手机的相对位置存在抖动情况，且作为数据源的智能手机传感器的精确性较差，手机客户端收集到的传感器数据存在较多干扰项，需要对数据进行滤波的前期处理工作。

步行者航迹推算技术以行人在步行的过程中的规律和步行者的生理特性作为计算的依据，因此对每一步发生时刻即时数据的重视程度远高于并非一步的数据。在系统实现的计算中，因为手机客户端的采样频率高于行人行走频率，经过步态分析得到的步数远少于传感器采集的数据量，大多数数据都并未参与到室内空间定位的计算中。因此本文选择以算数平均滤波方法作为基础滤波方法，滤波的目的不仅仅在于获得具有较为平滑波形的传感器数据，也有大幅度减少无用数据的目的。计算公式如公式 3.1 所示。

$$a_k = \frac{1}{M} \sum_{i=Mk}^{M(k+1)} a_i \quad (3.1)$$

算数平均滤波方法的思路为对连续 M 个采样数值进行算术平均运算。其中， k 为滤波结束之后的加速度数据的下标， i 为客户端传感器传入的数据的下标， M 为设定的窗口大小。 M 数值较大的时候滤波结果会更加平滑，同时灵敏度和精度会下降；数值较小的时候信号的平滑度较低，但是灵敏度较高，为了保留更多的数据特征，本文将 M 设定为 5，并可以对其动态修改。图 3.5 显示实验者在使用智能手机进行导航时前进四步过程中加速度传感器 Z 轴数据滤波前后的波形图。可以看到在滤波之后数据量大幅减少并且能够得到较为平滑的的传感器数据波形。

本文所研究的室内空间定位方法中，数据经过滤波之后将被主轴选择、步态分析和行为判断流程使用。因为本文提出的额外行为判断流程用于进行更复杂的判断，因此在步态分析中可以适当放宽对传感器数据波形的要求，因此在滤波阶段也可以适当放宽要求。在本文所使用的算术平均滤波方法的基础之上，可以使用卡尔曼滤波和巴特沃斯滤波方法进行更加深入的滤波，但是这会损失一定的传感器的波幅信息，计算较为复杂并且对波形的改善不多，如本文在实验中花费 9 倍的时间得到了相近的波形。如本文因此更复杂的滤波方法仅作为可选项使用。

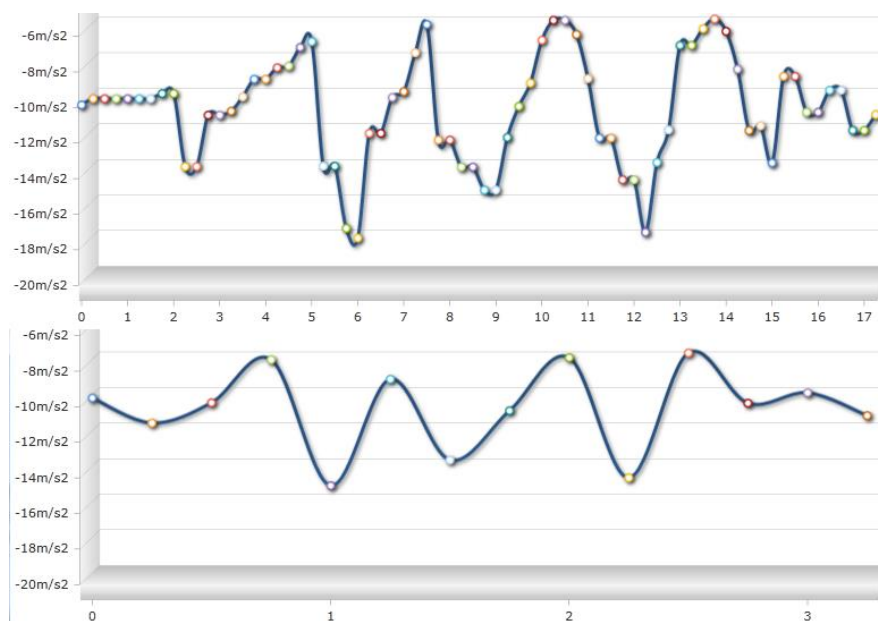


图 3.5 滤波前后的加速度计 Z 轴数据

Fig3.5 The Z-Axis data for accelerometer before and after the filter

3.4 主轴选择

在步态分析中多使用加速度传感器的数据进行步态分析，这是因为步行者在移动的过程中加速度信息变化最为明显并具有一定规律。本文提出的主轴即为用于步态检测流程所选用的关键轴，贯穿整个使用步行者航迹推算作为核心的室内空间定位流程。

主轴选择的意义在于选择出来的主轴信息将应用于步行者航迹推算室内空间定位所有流程中，为后续计算步骤提供数据下标，不仅仅应用于步态检测中，其也会在步长、方向、纵向移动等流程中起到重要的作用。此外，因为在步行者航迹推算中大量的数据是不参与计算的，在步态分析的过程中更加关注加速度传感器的波形而非数值，因此可以使用一条虚拟的轴用于观察数据波形，而真实计算的数据则可以使用步态分析的数据下标获取到。因此使用主轴可以有更好的可扩展性和灵活性，并减少了大量的计算。

本文尝试以加速度传感器三轴、加速度计三轴中方差最大的轴和加速度计三轴的总加速度作为主轴进行定位，其中三轴总加速度的计算参见公式 3.2。图 3.6 描述了在手机水平放置的时候使用以上述方案作为主轴，实验者在室内前进五步的波形图。在手机平放的状态下以加速度计 Z 轴作为主轴为佳，选择总加速度作为主轴则可以更加适应手机相对于行人较为灵活的姿态，具有较好的鲁棒性。

$$a_{use} = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2} \quad (3.2)$$

其中 a_x 、 a_y 、 a_z 分别为加速度传感器 X、Y、Z 三轴数据， a_{use} 为被选择为主轴数据，是加速度传感器三轴总加速度。

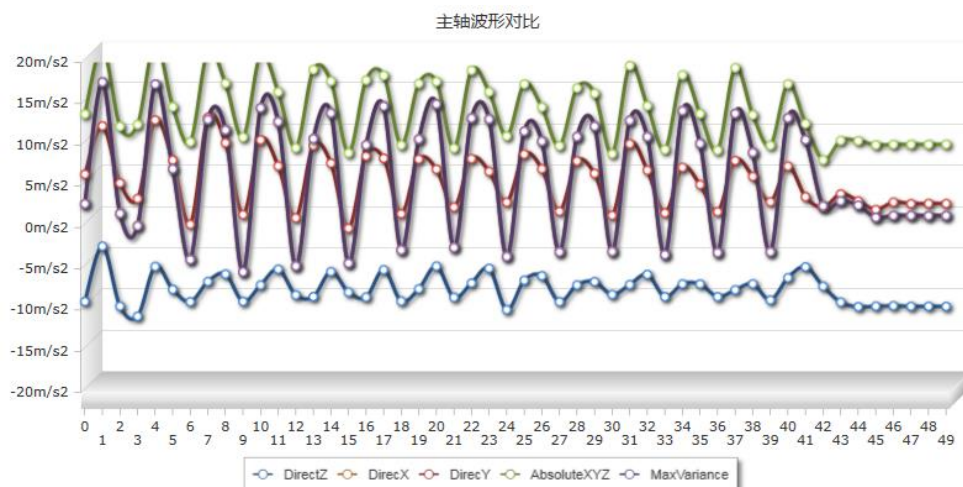


图 3.6 不同方法选定的主轴波形图

Fig3.6 The waveform for main axis data with different methods

3.5 步态分析

步态分析是步行者航迹推算技术中核心功能之一,用于判断行人每一步的发生,从而获取具有重要意义的传感器数据下标的集合。如图 3.7 所示,根据选择出的主轴进行步态分析,并根据步态分析的结果来选择对应下标的传感器数据进行后续的计算。在图 3.7 中显示的是选择加速度传感器数据的机制,选择陀螺仪和磁力计的数据方法与之相同。

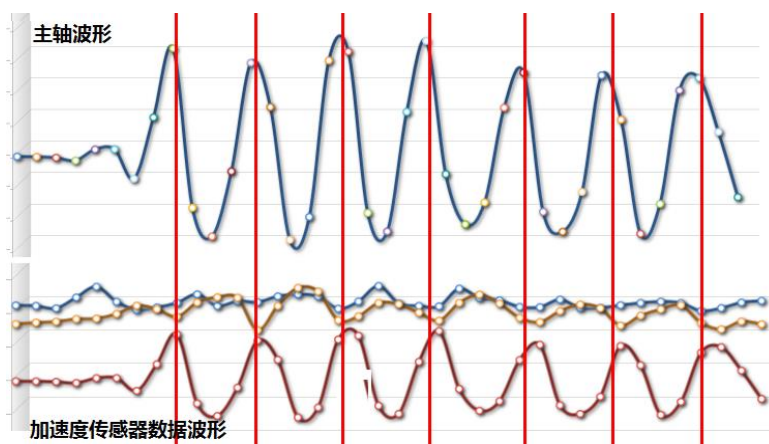


图 3.7 通过步态分析选择数据

Fig3.7 Select data through step detection

在行人移动的过程中，因为人体运动呈现的规律性，使得行人在步行的过程中加速度信息具有较为明显的周期特征，传统步态分析即利用这样的周期信息进行判断。步态分析的难点在于行人的步行移动存在随机性，运动较为复杂并且受到诸多因素的影响，因此对行人每一步的判断会随着行人行为或其他因素的影响产生误判，直接室内空间定位的精度，有前人研究的结论为这种情况造成的误差为 0.5 米到 1 米。提升传统步态分析的算法复杂程度是一种解决这个问题的思路，在本文中因为使用主轴作为基准数据量较少，效果并不理想。

作为步行者航迹推算 PDR 的基础，步态分析方法的思想为利用行人在行走过程中加速度数据的周期性规律和行人的生理性特征进行行走判断。在步态分析中，将行走过程中一侧的足跟着地到这一侧的足跟再一次着地作为一步进行检测，这个过程被称为步行周期(gait cycle, GC)，人体的一般步行移动频率为 1—3HZ^[31]。一个步行周期中，根据单侧脚部是否处于支撑状态，可以将一步划分为支撑相和摆动相。支撑相为下肢接触地面以及承受重力的时间，约占用步行周期的 60%；摆动相为脚离开地面迈步到再一次落地的时间，约占一个步行周期时间的 40%。行人在步行的过程循环步行周期进行周期性运动，因此加速度数据波形均有明显的周期性特征。步态分析即利用加速度数据的波形信息和周期信息进行判断。

本文将主轴选择和行为判断从步态分析中剥离出来，使步态分析的职责更为单一和简单。在步态分析中较为粗略地检测行人移动的发生，在此过程中大幅度减少数据量。因此亦可以理解为本文提出的步态分析是数据滤波之后的第二次滤波。以这些较少的数据作为标记，在后续的行为判断对运动状态进行分类，判断当前行人的行为和运动状态，根据不同的运动状态进行具有更加针对性的计算，如剔除不会产生位移的步，特殊处理纵向移动上下楼梯的步。这种多段的方法使得步态分析的要求严格度下降，因此实现复杂度降低，并且大幅度减少下一流程所需要的数据量，为行为判断流程提供了数量较少但是重要度更高的数据。在本文中，步态分析为使用已经选择出的主轴的加速度传感器的数据的周期规律和波形信息判断行人每一步的发生时刻，并将下标保存起来用于后续的计算使用。

3.5.1 步态分析方法

在本文的步态分析流程中，使用的方法均为简单的分析方法，使用的数据即为被选择的主轴的数据内容。因为在之前流程中的滤波方法以算术平均滤波作为主体，因此主轴数据较为平滑，减少了一定错误的判断。在步态分析中不追求完

备的步数检测，这个流程的主要目的是大幅度减少数据量，并模糊寻找每一步，以在下一个流程中有针对性并且简捷地对每一个可能步进行判断。

本文尝试使用峰值检测方法、峰谷差值限定法、两次峰谷法、零点交叉方法和采样匹配方法进行步态分析。峰值检测方法最为基础，其思路为检查传感器数据波峰，以波峰数据作为每一步的下标；峰谷差值限定法在峰值检测方法的基础上同时检测波谷，并限制峰谷之间的差距大小；两次峰谷法设定峰值基准线和谷值基准线，在加速度传感器数据分别经过基准线刻判定行走了一步；零点交叉方法以零线作为基准线，加速度传感器数据两次经过基准线则判断行走了一步；采样匹配方法收集前几步峰值检测方法的步伐，以此作为样本对后续数据进行匹配，获得一定长度的波形相近的数据则判断行走了一步。

3.5.2 步态分析方法对比

在这些方法中，采样匹配方法的效果最差。其思想在于以使用其他方法判断出的前几步数据作为样本，与后续数据进行对比，在一定长度的窗口中出现与样本相似度达到标准的数据集合，即认为已经发生了一步。本文在尝试使用采样匹配方法的时候，使用皮尔逊相关系数和差值匹配的方法进行判断，效果均不够理想，这种方法在本文提到的步态分析方法中最为严格，并且因为步行者行走的随机性，采样匹配的方法比较不适合用于步行者航迹推算步态检测。

峰值检测方法为对采集到的加速度传感器数据的波形数据进行判断的方法。其中峰值检测方法是一种基础思路。峰值检测方法通过检查传感器数据波形的峰谷情况判定一步的发生，在这样的思想之下，本文尝试以波峰下标作为每一步的下标。这种方法对滤波结果的依赖较高，容易出现额外的错步。由于本文将步态分析的功能单一化并在后续流程中提供对错误步的解决方案，因此这种方法在本文中受到推荐。根据波形进行峰值检测步态分析的思路如图 3.8 所示。



图 3.8 峰值检测步态分析方法

Fig3.8 The peak step detection method

零点交叉方法也是一种基础的思路，思想在于传感器数据波形经过设定的基准线两次即完成了一个周期，因此判断步行者一步的发生。本文对零点交叉方法进行了简单的扩展，通过修改基准线的数值获取不同的步态分析结果。此外本文为零点交叉方法的基准线提供了动态改变的机制，动态基准线的数值为之前判断出的每一步的传感器数据的平均值。零点交叉方法较为灵活，计算开销较小，但是同样容易出现额外的错误步。根据波形进行零点交叉步态分析思路如图 3.9。



图 3.9 零点交叉步态分析方法

Fig3.9 The zero-cross step detection method

峰谷差值限定法是峰值检测方法的扩展，在其基础之上增加峰谷差值的下限，剔除峰谷差值过小的一步。在本文中，差值上限为重力加速度的两倍。这种方法较峰值检测方法增加了一些限制，能够去除并非一步的特殊运动情况，但是相较于峰值检测法增加了一定额外的开销。

两次峰谷法是零点交叉方法和峰值检测方法结合之后的扩展方法，设定加速度数据上限的基准线和下限的基准线，波形分别两次经过上限和下限的基准线即可判定行走了一步。这种方法相较而言更加严格，设定两条基准线分别对波峰波谷进行判断。在使用时，可以去除下限基准线的判断，将这种方法退化为特殊基准线的零点交叉法。

因为本文对步态分析流程的简化，步态分析的功能从精确地获取每一步的数据下标转化为粗略地获取每一步并大幅度减少数据量，本文主要使用峰值检测和零点交叉作为基础方法实现步态分析。

3.6 持续步态分析的实现机制

本文使用步行者航迹推算作为基础进行室内空间定位的研究和学习工作，本文中室内空间定位功能在于采集大量数据之后对行人移动和行为的研究，并在分析之后获取到行人的移动轨迹和坐标。而实时定位是室内空间定位领域更加具有现实意义的功能，可以实现实时导航、提示引导以及其他的现实需求，并在一些诸如灾害现场等特殊极端场景中具有更大的使用价值。

在室内空间定位计算过程中传感器数据是源源不断获取并参与计算的，这就意味着获取的传感器数据有可能处于步行者在行走过程中的任一阶段。因为步行过程中存在大量的随机震动或者其他因素的干扰，所以传感器数据可能会因为抖动出现短时间的较大误差。而在实时计算的过程中数据往往并没有收集完整，所以即使当前传感器所携带的信息在某一时刻看来是极有意义的确定步数据，在后续的计算中也有可能会因为后续数据携带更加重要或者的信息而被取缔。如图 3.10 所示，在数据不完整的情况下对传感器数据进行步态分析会得到错误的可能步下标信息，这很可能导致步态分析流程得到多余的一步，并且导致步长估计、方向判定和其他计算流程使用错误的数据进行计算，从而产生定位误差。在实时定位的实践过程中，应尽可能减少这类定位误差的累积。

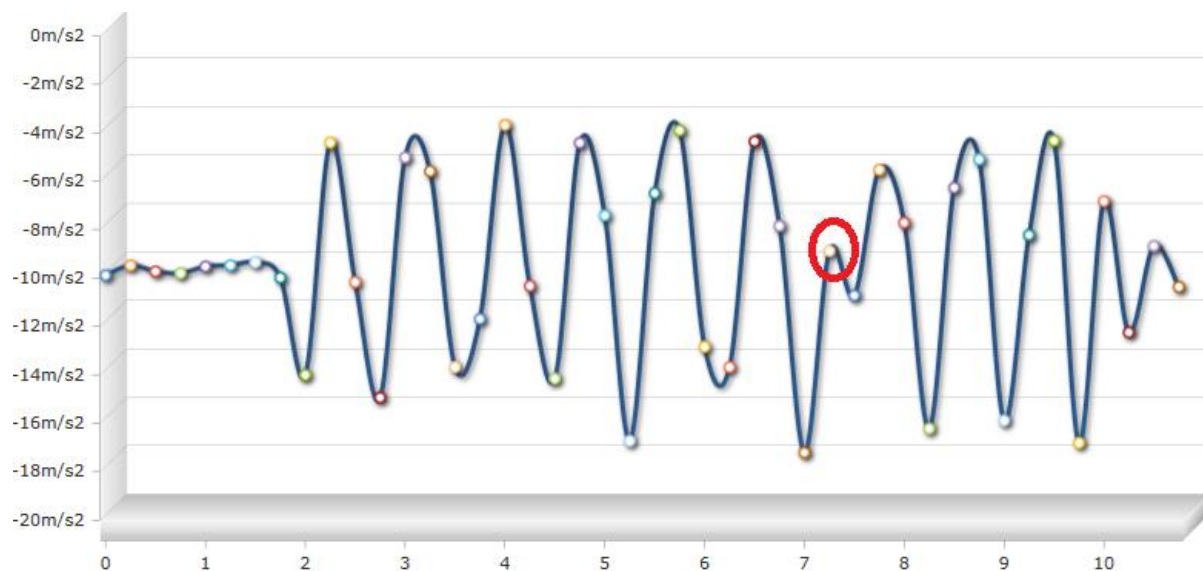


图 3.10 引起步态分析错误的的数据

Fig3.10 The data caused step detection fail

为了解决这样的问题，在本文实现室内空间定位的过程中决定牺牲一定性能实现持续的室内空间定位计算框架。在这样的框架之下，本文提出的室内空间定位的所有流程都是持续并且循环进行计算。同一个室内空间定位流程会重复计算多次，以应对不断采集和更新的数据，获得根据这些数据，并最终获得数据中较为完整的部分的准确信息。在本文中将持续步态分析计算过程中成为定位帧，每一次计算的结果以及轨迹信息均可保存和显示在一帧之中。

在实现的过程中，设立了一个先入先出的缓冲区。从手机客户端收集到的各种数据将被存储在缓冲区中，服务端在计算时会根据整个缓冲区中所有的数据进行计算，并且根据这一次的计算结果修正上一次的计算结果。因此在数据尚在缓

冲突的的时间内，室内空间定位的计算结果有可能会因为数据完整程度、新数据对旧数据的影响、定位流程方法的修改等因素有所改变，达到自动修正计算结果的效果。

在不同的环境以及其他条件之下，不同的方法会有不同的效果，甚至本文中的一些方法在不同的教学楼也会有不同的定位效果。本文实现的是室内空间定位系统能够实现每一个是室内空间定位流程中不同方法的替换，这得益于持续计算机制的设定。不同流程不同方法之间的排列组合，在不同的环境中能够产生不同的效果，这是本文认为以步行者航迹推算作为基础进行室内空间定位的研究和学习过程中非常有趣的一部分。目前在本文实现的定位系统中，容纳了 472500 种流程方法组合方式，能够应对大多数的情况。在某一流程中切换其他的方法进行计算，定位系统可以在下一次计算后得到相应的结果，并将计算结果直观地显示出来，达到较好的学习、实验和定位过程中的对比效果，并且非常好地增强了系统室内空间定位系统的鲁棒性。在真实实现软件的过程中，本文认为持续计算的机制是一个有趣并且必要的机制，并且还有很多细节的地方可以挖掘和优化。

本文实现的室内空间定位系统包含了本文提及的大多数流程，并基于上文所述的持续计算的思路设计并实现。再具体实现的过程中全程使用本文提出的扩展的步态分析结果作为获取关键数据下标的依据，每一次重新计算都会重新根据新的下标得到新的数据进行计算和自动修正的过程。

3.7 本章小结

本章介绍了本文进行室内空间定位给的总体方案，即以步行者航迹推算作为思想的改进步态分析流程，将步态分析流程细分为主轴选择、步态分析和行为判断三个子流程，减轻步态分析的负担并增加了定位计算过程的灵活性和可扩展性。

本章介绍了本文进行室内空间定位所使用的数据，并给出了本文进行实验过程中的数据收集的过程。这些数据包括传感器的数据和一些在客户端进行的计算结果。此外本章介绍了本文室内空间定位流程的所使用的滤波方法。

在主轴选择流程中，参照前人的学习与实验，以加速度和传感器三轴总加速度作为主轴为佳。在步态分析流程中，本文尝试了五种方法并对这些方法做出对比，最终选定峰值检测和零点交叉作为实现步态分析的基础方法。本文提出在步态分析流程之后嵌入行为判断流程，并尝试了三种基础的行为判断方法和与后续步长估计流程结合的多种方案。

最后，本章介绍了实现扩展的步态分析的过程中较为重要的持续步态分析的实现机制。持续不断地进行步态分析可以规避数据不完整或者特殊错误数据带来的错误，并能够实现一种是实行较好的室内空间定位效果。作为室内空间定位流程中较为靠前的过程，这一机制为步长估计、方向判定等基础计算方法提供了更为可信的数据信息。

第 4 章 基于深度学习的行为判断研究与设计

在本文提出的室内空间定位流程中，行为判断在本文中的作用为使用前文方法以经过主轴选择和步态分析得到的可能步集合作为依据，进行步行者行为的判断和分类或处理，清除没有必要的步，对特殊步进行特殊处理，产生经过清洗的确定步下标集合。

而在行为判断清洗可能步集合的过程中，也可以同时获得这一步的类型并保存。接下来进行的步长估计流程可以根据行为判断得到的确定步集合，结合传感器数据针对不同的行为类型逐下标进行计算，获得针对各自类型的计算结果，提高了可扩展性。将人类行为识别引入到室内空间定位流程中，因为可以结合传感器数据进行行人移动状态的分类并获取分类结果，行为判断有了非常强大的可扩展性，可以根据每一步的类别推断出更多有趣而有价值的信息。

基于分类的思想，本文扩展行为判断流程，将其有分为基于行为判断的状态分类和基于行为判断的步长分类两个子流程，前者将行人的行为细化分为静止、向上移动、向下移动、水平直线移动和水平转向移动五种，然后对这五种状态整合为向下移动、向上移动和水平移动三大类；后者将水平直线移动按照步长分档，建立步长线性回归公式的公式族按当前步长类型选用参数。

4.1 基于时域特征的行为判断

本文将传统的步态分析分为主轴选择、步态分析和行为判断三个部分，其中主轴选择提供用于初步判断的数据依据，步态分析初步分析每一步的发生。前两个流程从大量的传感器数据中寻找获取每一个可能步的下标，产生可能步集合。本流程的作用即为以可能步集合作为依据进行步行者行为的判断和分类或处理，清除没有必要的步，对特殊步进行特殊处理，产生经过清洗的确定步下标集合。

作为判断行人一步的最后一个流程，本流程的核心目的即为提高步态分析整体的精确度，并为后续的定位计算做好准备。经过滤波、主轴选择和步态分析流程对客户端采集的数据的处理，行为判断流程的输入为对室内空间定位更加富有意义的可能步集合。可能步集合记录着行人每一个可能步在数据集合中的下标，因此数据量远小于传感器采集的数据，更加具有针对性。因此，在行为判断流程中，可以不拘泥于单单使用主轴数据的波性信息进行处理，而可以联合来自客户

端的所有数据进行更加复杂的判断。此外对每一个可能步的判断也可以不拘泥于判断是否是错误步，而可以对行人的行为信息进行判断，用以获得更加丰富的信息以支持后续的室内空间定位流程。因此行为判断流程具有很好的可扩展性的功能，如判断当前步行者的行动状态剔除错误步等。

在本文所提出的行为判断流程中，尝试使用阈值判断、方差判断和有限状态机等方法，依据可能步的下标信息，联合来自客户端的所有数据，对每一个可能步进行进一步的处理，根据设定的规则完成可能步的剔除和分类工作。此外尝试使用人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)、K 最近邻(KNN)、K-means 聚类算法、决策树、长短期记忆网络(Long-Short Term Memory, LSTM)等方法与步长估计流程结合，将错误步也作为一种状态参与室内空间定位计算。

此外行为判断可以集合一些基础设施具有更加现实的意义，可以用于辅助基于情景分析的室内空间定位方法。因为使用步行者航迹推算作为核心的室内空间定位方法是一种相对定位方法。其特点之一在于可以实现短时间之内的准确定位，但是在长时间长距离的定位中可能会出现较大的误差。因此可以根据行为判断集合基础设施提供的精确坐标消除累积误差，并且使相对定位的坐标具有更多的意义。作为室内空间定位较为理想的终端，智能手机行为判断也正在逐渐落实应用。针对这一点，近年有一些大型公司正在尝试使用这样的定位方式实现员工的行为监控，通过员工的行动轨迹以及附近确定的基础设施的坐标以及功能，判断员工当前的行为。

4.1.1 阈值判断

阈值判断方法的功能和思想较为单一，目的为剔除频率过快的错误步，减少错误的位移次数，以此提升室内空间定位的精度。在本文中阈值判断对所有可能步的时间戳差值进行判断，所有的可能步下标对应的时间戳差值需要大于规定的阈值^[32]，否则需要剔除可能步集合中时间差过小的两步中的一步。这是因为步行者的步频不会过快，步行频率多为 1—3Hz，如果两个可能步下标对应的时间差过小，则可以认为在步态分析流程中因抖动等情况得到了额外的错误步，需要剔除错误步将可能步集合转化为确定步集合。

4.1.2 方差判断

方差判断作为本文早期对行为判断研究的方法，其功能和思想与阈值判断较

为类似，在于剔除可能步集合中的错误步，以得到更加准确的确定步集合。行人步行的过程中至少在与行人前进方向相同的方向和垂直地面的方向会有较大的加速度波形的波幅，仅仅在一个轴的方向有较大的加速度波动不符合行人行走的规律，因此这样的可能步需要被剔除。

方差判断以可能步的数据下标作为计算依据，分析所有可能步之间的加速度传感器三个轴数据的方差，并对三个轴的数据的方差进行排序，至少有两个轴的加速度数据的方差大于一定的门限值方可认为这一步是一个确定步。在本文中，这个门限值为 0.98m/s^2 ，即重力加速度的 10%。

方差判断方法可以过滤掉被步态分析获取到的大量原地踏步状态的可能步，保持正确的位移计算，这个方法在实际使用中难以获得较好的结果，其缺陷在于灵活性不足，阈值设定较为困难且普适能力较弱，可能会将正确的步也作为错误步剔除，或者难以提出一些错误步。但是这仍然是一种非常重要并且直观的方法，已经初步地展现出了行为判断的思想。

4.1.3 有限状态机

本文尝试使用有限状态机作为室内空间定位中行为判断流程的方法，这也是在研究早期尝试使用的一种方法。有限状态机(Finite state machine, FSM)，是一种用于描述有限数量的状态以及在这些状态转移过程的数学模型，在本文的有限状态机行为判断中，利用每两个可能步下标之间的传感器数据对可能步的状态进行判断。

在有限状态机行为判断方法中，将步行者的行为分成静止、步行、奔跑和纵向移动四种状态，状态之间依据门限值和判断参数的比较结果可以进行跳转，状态本身代表着行人的各个运动状态。用这种方式对每一个可能步的状态进行判定，从可能步集合中剔除掉处于静止状态的可能步，并结合对特殊状态的步进行特殊处理，以此完善室内空间定位的精度，并针对步行者提供了更加丰富的状态数据。

本文中的有限状态机是针对可能步的状态转换模型，判断所需要的的数据来源于经过滤波处理之后的传感器数据，以每一个可能步的下标作为分割点计算两个分割点之间的判断参数，在每一个状态中根据这个判断参数结合设定的门限值进行状态转换。每一个可能步所处的有限状态机状态即为步行者的运动状态。判断参数的计算如公式 3.3 所示。

$$\text{Slop} = \sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2 + (z_{\max} - z_{\min})^2} \quad (3.3)$$

其中, $Slop$ 即为判断所需要的参数, x_{max} 为被分割出的加速度传感器 X 轴数据的最大数值, x_{min} 为被分割出的加速度传感器 X 轴数据的最小数值, Y 轴和 Z 轴处理方法与 X 轴处理方法一致。

状态转换依据统一的高门限和低门限两个数值对判断参数进行分析, 剔除错误步并将步行者的步行状态扩展为将静止状态、步行状态和奔跑状态。两个可能步之间的判断参数高于高门限状态为奔跑状态; 判断参数在高门限和低门限之间则状态为步行状态; 判断参数低于低门限则认为处于静止状态。其中高门限统一设定为 0.9 倍数的重力加速度, 低门限初始设定为 0.2 倍的重力加速度。

纵向移动是一个独立的状态, 可以叠加到静止、步行和奔跑状态中, 其判断的方法也是统一计算的。被选择的主轴纵向的加速度保持较长时间地高于高门限, 并且这段时间的传感器数据较为稳定, 方差小于 0.05, 则认为这一步在垂直方向有了以此纵向位移。本文使用有限状态机方法进行行为判断处理纵向移动的效果不佳, 状态转换条件略严格。针对纵向的位移处理方法将在第六章讲述。

有限状态机的方法作为行为判断的一种尝试, 是阈值判断和方差判断的扩展, 阈值判断和方差判断仅仅是用于判断步行者的在可能步是否真的产生了位移, 而有限状态机的方法则将这种判断深化, 提取出步行者更加丰富的状态信息并根据这些状态进行更加具有针对性的计算。虽然有限状态机的方法仍然是一种较为基础的方法, 但是这个方法仍然较为实用, 并体现了很好的思想。为以后的状态转换方法的思想确定了思路。

传统有限状态机进行步态分析的思路是根据所有的滤波之后的传感器数据, 使用滑动窗口的方法对传感器数据进行判断, 确定这一个窗口内步行者是否真的行走了一步, 产生了位移。在本文中所提到的行为判断有限状态机方法中, 使用两个可能步之间的传感器数据进行计算, 利用得到的判断参数进行判断和状态转换, 因此每一步所使用的数据量并不一定等长, 并且每一个可能步之间的数据分开来处理。将固定长度的滑动窗口转化为使用可能步下标进行分段的动态滑动窗口, 此方法其实是传统有限状态机步态分析方法的一种扩展。

4.2 基于深度学习的行为判断

4.2.1 分类思路

行为判断流程可以认为是一种基于传感器的行为识别。随着微机电传感器的精度的提升、价格的下降以及体积的减小, 基于传感器的行为识别是作为一个较

新并且具有可扩展部分的领域^[33]正在逐渐崭露头角，例如 Mednis A 等人根据加速度传感器数据判断道路凹陷^[34]。在与使用传感器进行室内空间定位相关的行为识别研究中，常使用传感器数据将当前的一步的状态进行分类，并根据类型对这一步的定位计算做出修正。

行人在不同种类的一定过程中可以提供额外的定位信息，如行人在转弯状态之下的步长常小于常规步长^[35]。因此行为判断的功能可以不止于从可能步集合中剔除错误步，提供数据下标，也可以对后续计算产生影响。在分类的思想指导下，行为判断可以发挥出很强的能力，在定位之余提供更多的有意义的信息。基于行为判断的计算修正被用于根据传感器数据得到当前一步的步长种类下标，从而根据对应的种类进行额外的计算以对定位信息进行一次修正。

根据这样的特点将本文上文针对水平方向和垂直方向的移动的判定整合在一起，本文选择使用深度学习长短期记忆网络 LSTM 作为分类的工具。在最初的阶段，本文将所有的移动状态分类成静止、向下移动、向上移动、水平直线移动和水平转向五种状态类型。其中向上移动和向下移动状态对应纵向移动的位移方向，如果判定有纵向位移则需要根据对应的纵向移动模式使用修改过的递推公式计算坐标；水平转向状态为在水平方向上的转向过程，可结合固定数值步长估计中提到的阈值计算损失长度之后的步长；水平直线移动状态机在本节中没有根据速度进行进一步分类；静止状态为行人并没有进行移动的状态。

上述五种状态在本文中进一步被整合为三种状态，分别为向下移动、向上移动和水平移动。水平移动又可以分为水平直线移动，水平静止和水平转弯子状态，其中水平静止被认为是零位移长度的水平直线移动，而水平转向状态则可以通过方向判定更加方便地得到，因此没有必要再行为判断中再一次计算。本文根据水平之下位移的速度将线性回归公式扩展为线性回归公式的公式族，根据速度选用参数计算，可参见本章后续。

这种得到扩展的行为判断不仅仅能够在室内空间定位流程中去除掉错误步，也可以为确定步集合的每一步提供更加具有现实意义的信息，如行人的当前行为的种类。此外，精简为向上移动、向下移动和水平移动三大类的行为判断与单独进行的纵向位移的种类判断相合。因此可以将纵向位移的种类判定整合到行为判断中，室内空间定位流程中行为判断的功用也因此更为完整。

4.2.2 循环神经网络

目前深度学习是当前研究的热点，在很多领域诸如语音识别、机器翻译、图像识别已经获得了较为突出的成果。深度学习是指由多个网络层次构成的具有学习功能的模型，用于提取数据的特征^[36]，并将高度抽象的数据特征用于数据的分类，用以得到更加结构化的效果。深度学习模型具有自动从原始数据中提取更加抽象的特征的能力，可以不需要额外的领域知识和特征选择方法^[37]自动提取数据的特征，并且构建识别模型，在近年来也逐渐应用于人体行为识别的领域。目前有不少与深度学习结合的行为识别研究，并且取得了一些有趣的成果。例如 Sathyanarayana 等人使用深度学习的方法检测可穿戴传感器加速度等数据检查人的睡眠质量^[38]；Li H 等人使用深度学习检测传感器加速度和陀螺仪数据，判断人的健康状况^[39]，Chen 等人尝试在公开的人体行为识别数据集之上，使用两层的 LSTM 对加速度传感器进行建模，获得了 92.1% 的准确率^[40]等。Yang 等人使用卷积神经网络实现行为识别^[41]。

循环神经网络(Recurrent neural network, RNN)是深度学习中的一个较为重要的分支，这是一种时间递归神经网络，能够记忆比较靠前的数据用以对后面的数据的分类产生影响，比较适合输入之间前后存在关联的问题。与传统的前向反馈网络(Feed-forward Neural Networks)的区别为循环神经网络的内部节点是通过定向连接成环，而元素之间不再相互独立，输入输出也不是相互独立的，因此循环神经网络输入反馈神经网络(Feed-back Neural Networks)。因为这种结构，循环神经网络能够依据当前时间轴之前的数据对当前时间点的数据进行处理，具有一定的记忆能力。

循环神经网络的隐层以自连接的方式实现对时序相关信息的记忆和传递的功能，一个循环单元由输入层、循环隐层和输出层三个部分组成，一条单向流动的信息流从输入单元到达隐藏单元，另一条单向流动的信息流从隐藏单元到达输出单元。此外隐藏层内的节点可以自连或者互连，因此隐藏层的输入还包括上一个隐藏层的状态。一个循环神经网络中经典的隐层状态的公式可参见公式 4.1。

$$h_t = f(W_{ih}i_t + W_{hh}h_{t-1}) \quad (4.1)$$

其中 t 为当前时刻， i_t 为 t 时刻输入的数据， W_{ih} 和 W_{hh} 分别表示输入层和隐层之间的权重矩阵， f 为隐层的激活函数，通常使用双曲正切函数或者 logistic sigmoid 函数。此外 RNN 在进行分类的时候通常在输出层加上使用交叉熵作为损失函数的 softmax 层进行映射。

4.2.3 长短期记忆网络

循环神经网络虽然在时序数据的建模上具有很好的能力，但是也出现了难以处理长时间序列的问题。随着网络层数的增加，循环神经网络在训练的时候会出现梯度消失和梯度爆炸^[42]的问题，较远时刻的数据贡献的梯度会过小或者过大，因此难以学习和处理长期的依赖。为了解决梯度消失和梯度爆炸的问题，Hochreiter 等人提出了长短期记忆网络 LSTM^[43]，Alex 等人对 LSTM 进行了修订^[44]。长短期记忆网络 LSTM 可以解决循环神经网络难以进行的长期依赖关系，使得长短期记忆网络可以记忆较长时间之前的数据，并将这些数据应用于当前的数据识别中。不同于传统的人工神经网络，LSTM 的输入与输出之间不再是常规的隐含神经元，而是一种被称为存储单元的结构，每一个存储单元均与一个输入门、一个输出门和一个忘记门相关联，存储单元被门控制实现写入、读取和储存的功能如图 4.1 所示。输入门用于将新的信息选择性地记录到存储单元中，输出门选择性地控制输出的信息，而忘记门用于将存储单元中的信息进行选择地遗忘，因此在 LSTM 的自循环过程中权值并非一成不变，这对梯度爆炸和梯度消失问题具有一定的预防作用。因为具有长时间时序信息的记忆能力，克服了 RNN 的梯度消失或者梯度爆炸的问题，所以 LSTM 被较为大量地应用于时序数据的建模和实际应用之中，是目前使用最为广泛的 RNN 模型之一。

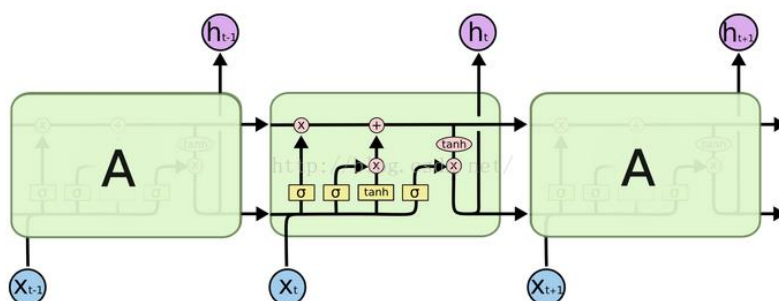


图 4.1 LSTM 结构

Fig4.1 The structure for LSTM

本文使用的长短期记忆网络模型为标准模型，吸啊面介绍一下标准的长短期记忆网络每一个门的更新方法。设 t 为当前的时间， x 为当前输入的数据， h 输入的隐层状态，当前记忆原细胞的信息状态为 c 。

遗忘门用于决定对部分历史信息丢弃，用以重置长短期记忆网络的状态。遗忘门的计算更新方法如公式 4.2 所示，以 f_t 表示遗忘门。

$$f_t = \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + W_{fc}c_{t-1} + b_f) \quad (4.2)$$

其中 W_{fx} 、 W_{fh} 和 W_{fc} 是对应的权重矩阵， b_f 是遗忘门的偏移量， σ 为 logistic sigmoid 激活函数。

输入门用于决定信息是否会被更新，以 i_t 表示 t 时刻的输入门。输入门的更新不仅仅受到当前输入的数据 x_t 以及隐层状态 h_{t-1} 的影响，也需要记忆单元在 $t-1$ 时刻的影响 c_{t-1} 。输入门的更新计算方法如公式 4.3 所示。

$$i_t = \sigma(W_{xi}x_t + W_{hi}h_{t-1} + W_{ci}c_{t-1} + b_i) \quad (4.3)$$

在更新记忆单元的状态之前需要根据循环神经网络的结构计算得到计算待更新的记忆 \tilde{c}_t ，并根据待更新的记忆来更新当前的记忆单元信息 c_t 。 \tilde{c}_t 的更新过程参见公式 4.4， c_t 的更新过程如公式 4.5 所示，这是一个综合信息整合的结果。

$$\tilde{c}_t = \tanh(W_{xc}x_t + W_{hc}h_{t-1} + b_c) \quad (4.4)$$

$$c_t = f_t \cdot c_{t-1} + i_t \cdot \tilde{c}_t \quad (4.5)$$

经过上述更新之后，最后输出门控制 LSTM 的细胞的状态输出结果和元细胞的输出信息。使用 o_t 表示输出门，则输出门的更新计算方法参见公式 4.6，最终 LSTM 输出的隐状态入公式 4.7 所示。

$$o_t = \sigma(W_{xo}x_t + W_{ho}h_{t-1} + W_{co}c_{t-1} + b_o) \quad (4.6)$$

$$h_t = o_t \cdot \tanh(c_t) \quad (4.7)$$

本文要旨在于提出和丰富室内空间定位流程，并且将人类行为识别的思路和深度学习的方法引入到行为判断中，使得行为判断具有更加强大的分类和分析的能力。本文对于深度学习方法 LSTM 的研究和学习，主要在于其在室内空间定位中的应用。下面将介绍基于长短期记忆网络的行为判断的过程。

4.2.4 基于长短期记忆网络的行为判断

在本文的行为判断流程中尝试选择使用 LSTM 进行行为判断，并得到了超出预期的分类结果。这是因为 LSTM 在行为判断中具有一些天然的优势，相对于本文早期使用的阈值、方差等需要手工设定和调整阈值的分类方法，LSTM 能够自动地从数据中提取特征并且调整参数，减少了较为繁复并且易错的参数设定的过程；作为一种循环神经网络，LSTM 能够对具有时间先后联系的数据进行建模，而行人在移动的过程中的数据正具有一定的时序特征，因此使用 LSTM 进行行为判断能够对本文中诸如手机传感器数据和一些特殊方法积分结果等具有时序的定位数据计算结果有很好的拟合效果；LSTM 是一种具有很好的泛化能力深度学习

的方法，使用多层连接和权值共享网络结构，相对于浅层的机器学习方法具有较强的非线性能力，或许可以发现更加具体和有价值的特征，这对于使用发觉行人更加具有意义和趣味的行为特征具有很好的意义。

室内空间定位中行为判断流程的思路即为一种人体行为识别，将行人的移动静止、向下移动、向上移动、水平直线移动和水平转向五种状态类型整合为向下移动、向上移动和水平移动三大类，并尝试结合传感器数据和其他计算数据进行分类，因此本文尝试使用深度学习的方法实现行为判断中状态分类的过程。行为判断流程的输入为行人步态分析得到的可能步集合以及对应可能步下标的传感器数据和后续计算数据，因此是一个对具有时间序列的数据进行分类的问题，适合使用长短期记忆网络 LSTM 进行分类的情景。

4.2.5 数据集的构建

本文在已经实现室内空间定位系统中能够获取一些特征信息。针对每一步，本文通过室内空间定位系统获取加速度传感器、陀螺仪、磁力计三轴数据经过滤波之后的数据，以及经过计算得到的主轴加速度方差、每一步的步频数据，以及由实验者在手机客户端上手动标记的这一步类型，这些数据中真正在本文室内空间定位中产生作用的数据如表 4.1 所示。这些数据以文本文件的形式被保存下来以备后用。在使用 LSTM 进行行人的行为判断的过程中，这些数据就是用来训练网络并测试的数据集。

表 4.1 服务端保存的数据内容

Table 4.1 The data saved by server

数据	说明
AX	加速度传感器 X 轴数据
AY	加速度传感器 Y 轴数据
AZ	加速度传感器 Z 轴数据
GX	陀螺仪 X 轴数据
GY	陀螺仪 Y 轴数据
GZ	陀螺仪 Z 轴数据
MX	磁力计 X 轴数据
MY	磁力计 Y 轴数据

续表 4.1 服务端保存的数据内容

Table 4.1 The data saved by server

数据	说明
MZ	磁力计 Z 轴数据
COM	电子罗盘读数
AHRS	客户端 AHRS 算法计算结果
IMU	客户端 IMU 算法计算结果
VK	加速度方差
FK	步频
SM1	行为判断的类型标签
SM2	行动和停止的类型标签
MY	磁力计 Y 轴数据
MZ	磁力计 Z 轴数据

训练中的标签为根据手机客户端进行的手工设定并记录的标记，这些标记与传感器数据和特殊的算法计算结果一起被存储到数据集之中，如图4.3所示。需注意的是本文的滤波运算以平均滤波最为基础，因此在采样频率较低并且运动速度较低的情况下，这些标签信息的数据不直接参与滤波运算，标签在滤波之后很可能会丢失其包含的意义。

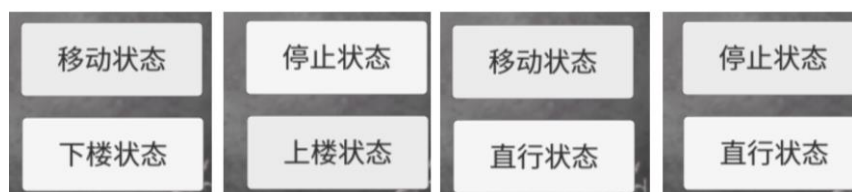


图 4.3 手工设定标签

Fig4.3 Set label by hand

本文在开始阶段进行分类的时候设想分为向三向上移动、向下移动，直线移动、转弯和静止。本文将静止这种状态转化为公式族的一种类别，并且根据当前的移动角度变化来判断转弯，因此行为判断的分类目标更加明确，也因此得到了非常好的分类结果。因此本文后期行人的行为分为三个大类别，为向下移动、水平移动和向上移动，分别对应标签 0、1 和 2。此外针对静止和移动两种类型也进

行了分类实验，分别对应标签 0 和 1，也得到了较好的分类结果。需要注意的是行为判断和行止判断所使用的是不同的标签，这两种标签均使用手机客户端进行手工设置。

在本文生成数据集时，行为判断尚未完成训练过程，因此选用上文描述的简单行为判断方法，根据行人真实行走的步数对可能步进行清洗，获得相对真实的数据。在这个阶段完成室内空间定位的主轴选择、步态分析和简单行为判断流程即可获得每一步的下标和对应的数据，可不进行其他的室内空间定位流程，因为后续计算结果具有实际定位效用但是没有参考价值，不会被保存下来以备后用。此外本文使用基础的步态分析和行为判断的方法收集数据并建立数据集，数据集中不可避免地存在干扰项，本文中使用 LSTM 或者其他行为判断方法进行的行人行为分类会出现一些误差。本文生成数据集的方法仍有很多可以挖掘和改进之处。

4.2.6 训练与分类的过程

本文使用长短期记忆网络 LSTM 模型进行行为判断。在使用 LSTM 进行训练的时，首先选择这一次训练规定的数据作为特征向量，并将这些特征向量构建成训练集。之后使用这个训练集对 LSTM 进行训练。而在进行分类的时候，使用对应数据集中相同内容的实时数据作特征向量输入到 LSTM 中得到当前的分类结果。可以看到问问在行为判断流程中对 LSTM 的应用过程中主要工作在于输入的特征向量的选择。本文尝试使用了多种向量的组合进行判断，训练完成的 LSTM 的分类准确度可以参见实验及结果分析。

上面的流程图中仅仅为 LSTM 进行行为判断的流程图，而本文使用的 LSTM 的超参数可参见表 4.1，可以看到这个流程中没有数据的前期处理和数据读取等过程。这是因为 LSTM 的训练过程作为本文室内空间定位流程中的子流程行为判断众多方法中的一种，这个流程亦可以看作是本文室内空间定位流程的一个子流程。存储在数据集中的数据因为经过了之前的滤波和步态分析等流程方可保存，因此数据无需前期处理。在使用 LSTM 进行行为判断时，需要与其他的室内空间定位流程交互标签预测的结果。

本文尝试以加速度传感器和陀螺仪的三轴数据、主轴方差、步频数据作为特征向量的最大集合，并在实际进行训练之前从特征向量组合中选取特征，使用经过选择之后的特征进行训练并对不同组合之下的训练结果进行了对比。选择这些数据作为本文最大特征集合的思想来自于步长估计的线性回归公式，从对线性回

归公式的研究和学习过程中发现步频和加速度方差在步行者航迹推算中具有较为重要的计算意义。本文最大的数据特征集合表示为 $[ax, ay, az, gx, gy, gz, var, fre]$ ，分别对应加速度传感器的 X 轴、Y 轴、Z 轴的数据，陀螺仪的 X 轴、Y 轴、Z 轴的数据、加速度方差、步频数据。值得注意的是，本文在行为判断实验的过程中发现仅仅以 $[ax, ay, az]$ 作为特征向量进行分类的结果最佳，加速度方差、步频等数据会对分类结果造成较大的不良影响。

表 4.1 LSTM 参数

Table 4.1 The parameter for LSTM

参数名称	参数取值
LSTM 层数	1
隐层单元数量	128
批尺寸	64
学习速率	0.001
最大迭代次数	2000
损失函数	交叉熵

在实际进行定位时，同样通过主轴选择、步态分析和行为判断流程。行为判断流程的输入始终是经过步态分析流程得到的可能步集合。只是在实际分类时，增加了使用深度学习进行行为判断的选项。通过可能步集合的下标获取对应的传感器数据并进行一些后期计算，组成由加速度传感器和陀螺仪的三轴数据、主轴方差、步频数据组成的特征向量，传入到已经训练好的 LSTM 中，从而得到这一步的行为种类。

4.2.7 行为判断与其他流程的结合

在以步行者航迹推算作为室内空间定位的方法中，步态分析的目的是判断出每一步的发生并记录每一步的下标。其中本文将步态分析分为主轴选择，步态分析和行为判断三个部分分别进行，目的是用多次进行的简单流程取代较为复杂的单个流程，增加稳定性以保证室内定位的精度。其中在本文的行为判断流程的核心作用是根据上一步分析得到的可能步下标集合来推断行人的行为,以得到经过清洗的确定步下标集合。

然而行为判断的功能可以不止于此，其根本的思想在于根据行人当前的行为

类型对行人当前移动过程进行辅助计算。在行为分析流程中可以获得更多丰富的信息，作为一个具有承上启下作用的室内空间定位流程，具有很好的可扩展性。行为分析中对可能步的判断可以不仅仅为判断是否为错误步，亦可以判断行人的行为，并根据行为进行额外的计算，这在行为判断基础方法中已有初步的体现。

在本文中方向判断流程对方向骤变的判断也是一种行为判断的过程。因为行人在转身过程中的加速度传感器波形仍然可以通过步态分析成为可能步，而在行人在大角度转身的过程中步长较短，因此需要经过行为判断进行修正。

在步长估计流程中可以将错误步也看作是行人前进的一种方式，这一步的步长设定为规定数值 0m。这样就可以对所有的可能步进行一次统一的处理，与后续的步长估计流程结合在一起实现更加灵活的定位。本文在步长估计流程中尝试以步长估计的线性回归公式方法作为基础建立公式族，在估计步长的时候，结合一些分类方法对当前这一步进行分类，带入对应分类的公式参数进行估计。在公式族中，错误步也是一种可供判断的状态类型，特点是没有位移长度。在计算过程中如果判断出这样的一步，只是不修改行人当前的坐标，而错误步也将作为一种参数进行计算。这样就将用于错步过滤的行为判断和步长估计结合在一起，既可以消除错误步带来的位置误差，也可以简化室内空间定位流程。因此一些具有更多功能的行为判断的方法与步长估计方法结合紧密，这部分将在本章后续内容中继续阐述。

4.3 基于行为判断的步长分类

利用步频和加速度方差与步长的线性关系对步长进行估计的方法能够根据传感器数据以及时间信息估计得到这一步的位移长度。然而行人的行走状态并非一成不变，行人在不同行走状态、不同的行为之下线性回归公式参数 α 、 β 和 γ 的数值不会相同。如果需要计算精确的步长数据，需要根据状态手动对参数数值进行调整。因此单纯使用线性回归公式的方法进行室内空间定位的灵活性相对一般，在行人的行为经常发生变化的情况下可能会产生较大的累积误差。

因为步长估计的流程在步态分析之后立即进行，所以步态分析中行为判断的结果也可以参与到步长估计的计算中。行为判断最原始的思路为将错误步从可能步集合中剔除，这种思路也可以被认为是将可能步集合二分类为确定步集合和错误步集合。而在基于行为判断的步长分类中，可以扩展这种思想，将当前这一步的类别进一步划分，得到更多的类别，同时错误步标记为一种位移长度为 0m 的

类别，这样就可以统一对经过步态分析流程得到的可能步集合进行分类。

本文提出建立一个具有多个不同参数线性回归公式的公式族，在每一步发生的时候结合传感器数据使用更进一步的行为判断方法对当前这一步进行分类^[45]，且分类结果与公式族中每一个公式一一对应。根据分类结果选择对应类别的公式参数进行计算，得到贴合当前行走状态的步长数据，使得线性回归公式方法的步长估计更加准确。需注意，基于行为判断的步长分类的输入为基于行为判断的状态分类中水平直线移动和水平转向的数据，因此本节描述的分类思路和方法均针对水平方向上行为的分类。

4.3.1 公式族的建立

本文通过进一步的行为判断流程可以将行人的行走状态进行分类，并建立与这些类型一一对应的公式族，在估计步长的时候选用对应类型的公式进行计算。公式族内为多个步长估计线性回归公式，步频的计算方法与加速度方差的计算方法与上文所述的方法一致，仅参数 α 、 β 和 γ 的数值不同，且族内线性回归公式数量与分类的总类型数量一致。以三种类别为例，本文介绍的公式族如公式 4.7 所示，步频的计算方法如公式 4.8 所示，加速度方差的计算方法如公式 4.9 所示。

$$\begin{cases} SL = 0 \\ SL = \alpha_1 \times fre + \beta_1 \times var + \gamma_1 \\ SL = \alpha_2 \times fre + \beta_2 \times var + \gamma_2 \end{cases} \quad (4.7)$$

$$fre_k = \frac{1}{(t_k - t_{k-1})} \quad (4.8)$$

$$var_k = \sum_{t=t_{k-1}}^{t_k} \frac{(a_k - \bar{a}_k)^2}{n} \quad (4.9)$$

其中， SL 为估计出来的步长， fre 是这一步的步频，可以通过每一步的时间差计算得出， var 是这一步过程中的加速度的方差。 k 是这一步的下标， t_k 是这一步的时间戳， a_k 代表收集到的加速度数据， n 代表这一步中的加速度数据采样数量。 α_1 、 β_1 和 γ_1 等参数为对应下标公式的参数组，需要根据已有数据计算得到。在公式族中有一个类型步长数值恒等于 0，即为错误步的位移计算，用这种方式将错误步与其他可能步的计算统一在一起。在本文中错误步的计算公式可以作为可选项保存在公式族中。

为了实现公式族的自动创建，本文尝试使用已知步长的长度作为分类的依据，

默认上限步长设定为 1.1 米，且这个参数可以动态调整。根据设定的步长种类数量，将已知步长数据分成多个子集，每一个子集对应一种步长的分段类型。子集类型以数组下标形式储存，计算方法如公式 4.10 所示。

$$I = \left\lfloor \frac{SL \times N}{MSL} \right\rfloor \quad (4.10)$$

其中 I 为这一步的类型， SL 为已知这一步的步长， N 为分类数量， MSL 为上限步长。公式 7.4 是未包含错误步的分类下标计算方法，如需包含错误步作为一种类型，将向下取整转为向上取整即可。

接下来分析同一类型的加速度传感器三轴数据和时间戳获取参数，在本文中使用多元线性回归得到对应类型的线性回归公式参数 α 、 β 和 γ 的初始数值。同样地，可以随后手动对这些参数进行调整。

构建公式族的基础为已知的数据，包括手机传感器数据，每一步的时间数据和已知的步长等。本文通过已经实现的室内空间定位系统对数据进行采集。实验者在一段定长的直线路径上保持与匀速行走，经过主轴选择、步态分析和简单的行为判断得到行人每一个确定步的下标，继而获得这一步的相关数据和这一段路径上的总步数^[3]。路径为定长直线，所以可以通过确定步数量获得平均步长作为这一步的已知步长。因为步行者航位推算的特点，步长数据的获取过程可以在室内和室外均可进行。

上述获得平均步长的方法具有一定的误差，可以借助其它辅助定位手段获取更加准确的步长，用以弥补步行者航迹推算的做法因为完全自主没有参照造成的误差。这与本文提出的室内空间定位流程中坐标修正的思路一致，本文曾尝试使用 GPS 信号进行步长数据的采集，效果较差。在条件允许的情况下推荐使用 UWB 等较为精确的方法进行数据的采集，这些数据可用于系统独立进行定位。

4.3.2 公式选取方案

在根据分段的步长数据计算得到各个子类的线性回归公式的参数，建立步长估计线性回归公式族之后，需要使用更可靠并且快速地的方法将当前检测出的一步准确地划分到其中一个类别中，以获取更加契合当前这一步的移动状态的计算参数。在本文中，这一个分类过程属于室内空间定位行为判断流程。本文在第三章介绍了阈值判断、方差判断和有限状态机的基础行为判断方法，其思路倾向于判断行人的行止状态，从可能步集合中剔除错误步，是较为基础的行为判断方法，

难以满足上述需求。

在本节中扩展行为判断的方法，从数据的角度出发，增加了判断当前一步的步长种类的功能。公式的选择的问题即为一个根据当前手机传感器数据与已知的数据集进行分类的问题。作为扩展的行为判断的子流程，本文尝试使用了人工神经网络、K-Means、决策树等较为容易实现，复杂度较低且适用于实时计算的方法，根据已经建立的数据集合当前这一步中各种来自手机客户端的数据进行分类，获取这一步对应步长种类的下标。本文实现的公式选取方案如图 4.5 所示。

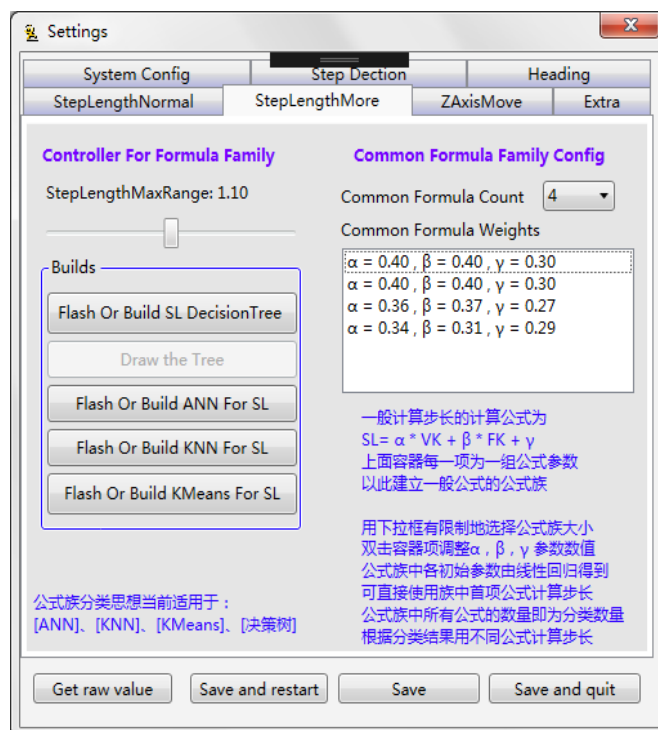


图 4.5 公式选择方案

Fig4.5 Formula selection method

在本文实现的方法中，K-means 方法是本文根据已知数据集进行分类时的早期方法。根据数据集已知的类别将传感器数据分成多个类型。每一个类型根据传感器数据计算得到一个质心，作为这一个类的代表。当新的一步到来时，计算这一步与所有质心的欧氏距离，认为距离最小的质心代表的类别即为这一步的类别。

在本文实现的方法中，决策树是一种较为常用的分类预测模型，通过具有标签的数据进行有监督学习形成具有决策分支的树形预测结构，表现出对象属性与对象数值之间的一种映射关系。决策树包含训练和测试两个阶段，训练阶段需要使用一种标准和规则将训练样本集分割为几个子集，然后递归地以相同的规则去分割每个子集，直到每个子集只含有同一种类的样本。在本文中，可以根据精度构建不同的决策树，可以是二叉树亦可以使多叉树。此外本文分别实现了 IC3、

C4.5 和 CART 的划分方法并可以切换和重建决策树，以此可以实现根据传感器的数据进行步长分档工作。

4.4 基于行为判断的纵向移动

行为判断功能可以用于判定当前行人的移动状态，如水平移动、向上移动和向下移动。但是行为判断的功用可以进一步扩展，根据行人当前的移动状态采取具有针对性的计算方法，从而得到更好的室内空间定位的效果。其中，向上移动和向下移动可以统称为纵向的位移。

行人所处的空间是一个三维的空间，因此使用步行者航推算进行室内空间定位的任务不仅仅是在水平面上判断行人的步态、步长和方向，也包含在垂直方向上的位移情况。针对行人的在垂直方向上的移动判定，目前的研究常使用气压数据作为参照，针对不同的楼层获取气压数据并结合当前气压计数据判断在当前楼层。然而这样的思路在实际使用时，会暴露出如下问题：纵向的移动定位是基于事先收集的气压计数据，在没有数据的地方难以使用；纵向位移计算是针对楼层进行的，因此难以对行人的纵向位移产生更加细致的判断；目前尚有不少手机没有内置气压计，因此这样的方法难以达到普遍适用，因此本文在研究和学习行人纵向移动过程中不推荐使用气压计进行定位。

在室内空间定位流程中，纵向移动是一个可选流程，处于室内空间定位行为判断流程接近末尾的位置。本文将行人的纵向移动分为了多种移动模式，并尝试提出根据行人的移动模式进行纵向位移计算的思路。根据行人的移动模式的不同，纵向位移可能不仅仅修改行人垂直方向上的坐标，还可能会影响行人的步长数据从而影响到水平方向上的坐标。

4.4.1 纵向移动模式

在本文中，将行人的纵向位移计算总结为如下四种计算模式，分别为独立的纵向移动、定长的纵向移动、基于步长的纵向移动以及特殊的纵向移动。独立的纵向移动应用于纵向移动和水平移动不相关的情况；定长的纵向移动应用于上下楼梯的情况；基于步长的纵向移动应用于行走在斜坡上的情况；特殊纵向移动用于应对行人在较为特殊的移动方式之下的纵向移动。

每一个纵向移动模式均有独立的计算逻辑。本文计算纵向移动的过程即为根据行为判断中嵌入的纵向移动判断结果，将行人的纵向移动状态分成向下移动，

不移动和向上移动三种状态，并判断当前这一步的纵向移动状态。将得到的状态信息传入预定的当前纵向移动模式中，根据每一种模式独有的计算逻辑计算纵向移动并根据这个纵向移动模式的特性修正行人的坐标。

不同的纵向位移模式之间数据的差异较小，在数据上区分难度较大并且容易出现错误的判断，本文认为在进行纵向位移的计算过程中，需要根据具体行人的移动状态需要使用不同的模式分别进行计算。目前当前纵向移动模式的选择仍是由行人自行设定，尚未有很好的自动模式选择方案或者思想。本文的研究和学习以定长的纵向移动模式以及基于步长的纵向移动作为核心室内空间定位总线位移计算的模式。

4.4.2 独立的纵向移动

独立的纵向移动模式为本文在研究学习过程中提出的最为原始的纵向移动计算模式。在这种模式之下，纵向移动的计算结果仅仅影响行人室内空间定位结果的 Z 轴坐标，行人在水平方向的移动计算与在垂直方向的移动是不会相互影响的两部分计算流程。在独立的纵向移动模式之下，带有纵向移动计算的步行者航迹推算递推公式如公式 4.11 所示：

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + SL_k \times \sin(\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + SL_k \times \cos(\theta_k) \\ z_{k+1} = z_k + M \times L \end{cases} \quad (4.11)$$

与原始的递推公式相同，x 和 y 分别是以正东和正北为正方向的坐标，即水平方向上的相对坐标；z 为行人的纵向相对坐标；SL 为数据估计出来的步长长度； θ 为结合这一步的移动方向；k 为当前这一步的下标，同时记录着步数。在此基础上，增加了 Z 轴的坐标以记录纵向的相对位移。M 为纵向移动的判断流程结果，标定当前这一步纵向移动的方向，只有 -1、0 和 1 三种取值，对应纵向下移动、不移动和向上移动三种移动状态。L 为行人设定的一步的纵向移动长度，这个长度的初始数值为 0.18 米，在本文实现的额定位系统中可以动态调节。

如递推公式所示，行人的水平方向上的位移长度由步长控制，垂直方向上的位移长度由设定的位移长度设定，水平位移与垂直位移没有任何关联。在本文中，独立的纵向移动是本文研究和学习步行者航位推算的原始方法，并不完全适用行人的纵向移动规律，仅是后面两种纵向移动模式的基础。这种模式较为简单，可扩展性良好，但是在不同的移动状态下可能会产生较大的误差，需要根据不同的移动形式调整 SL 和 M 的数值。

4.4.3 定长的纵向移动

定长的纵向移动对应行人上下楼梯或者相似情景之下的纵向位移计算，这种纵向移动模式的计算结果会对之前流程针对水平位移的计算结果产生影响。行人在上下楼梯过程中的位移分为行人在水平方向上和在垂直方向上的两段位移分别计算，并且在两段位移的移动距离因为楼梯本身结构的限制会保持固定数值。本文以楼梯为例阐述解决思路。在本文的对纵向移动的学习和研究均针对一步一个台阶的情况，尚未考虑在楼梯上跨步的情况。行人在上下楼梯过程中的位移如图 4.6 所示。



图 4.6 定长的纵向移动

Fig4.6 The Z-axis move with fixed length

行人在楼梯上的位移与在水平面上的位移不同，在上下楼梯的过程中，行人每一步的步长会受到楼梯构造的限制，前文使用的步长估计的方法难以使用。本文认为，在这样的情况之下，每一步的水平位移和垂直位移均可以被看作是一个定长，分别对应楼梯台阶或者其他相似物体的宽度和高度。因此在这种纵向移动模式之下，行人相对位置的递推公式需要修改为公式 4.12 的形式。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + W \times \sin(\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + W \times \cos(\theta_k) \\ z_{k+1} = z_k + M \times H \end{cases} \quad (4.12)$$

其中 x 、 y 为行人在水平方向上的相对坐标， z 为行人在垂直方向上的相对坐标， θ 为结合数据判断出的这一步的移动方向， M 为行为判断得到的纵向移动方向， W 为楼梯台阶或者其他物体的宽度， H 为楼梯台阶或者其他物体的高度， k

为当前这一步的下标。 W 和 H 的会因为物体构造的不同有不同的数值，因此目前仍需行人自行输入数据。

4.4.4 基于步长的纵向移动

基于步长的纵向移动模式适用于行人在斜坡上移动的情况，与定长的纵向移动模式的相同点在于，这种模式的计算结果会对之前针对水平位移的计算结果产生影响；不同点在于，行人的步长以本流程之前室内空间定位流程估计出的步长作为基础进行计算，总的步长数据不受地形的影响。基于步长的纵向移动位移如图 4.7 所示。

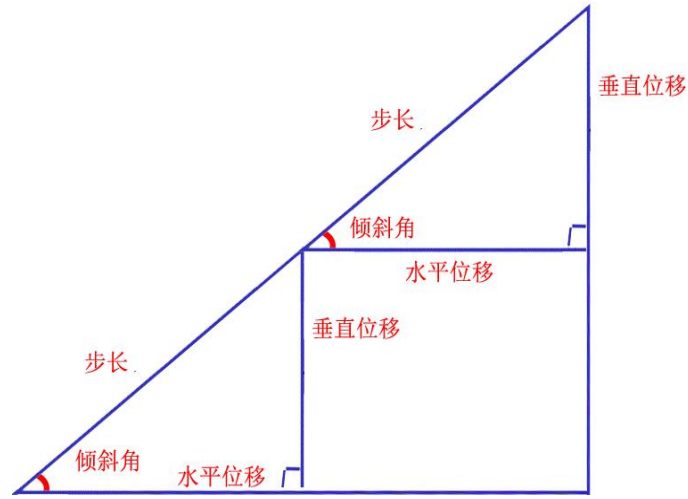


图 4.7 基于步长的纵向移动

Fig4.7 The Z-axis move based on step length

从图中可以看到，基于步长的纵向移动模式将行人在斜坡上的移动分解为垂直方向上的移动和水平方向上的移动，这两个方向移动的总量为之前室内空间定位流程中估计得到的行人步长。因此结合坡度数据，可分别计算水平方向位移长度和垂直方向位移长度，修正行人的坐标信息。这种纵向移动模式下的行人相对位置递推公式需要修改为公式 4.13。

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_k + SL \times \cos(\alpha_k) \times \sin(\theta_k) \\ y_{k+1} = y_k + SL \times \cos(\alpha_k) \times \cos(\theta_k) \\ z_{k+1} = z_k + M \times SL \times \sin(\alpha_k) \end{cases} \quad (4.13)$$

在上述递推公式中， x 、 y 为行人在水平方向上的相对坐标， z 为行人在垂直方向上的相对坐标， SL 为之前的室内空间流程估算得到的步长， θ 为结合数据判断出的这一步的移动方向， M 为行为判断得到的纵向移动方向， α 为根据数据计

算得到的俯仰角,用来描述坡度。俯仰角 α 目前仅通过方向判定流程中使用 AHRS 和 IMU 的方法得到,并同样需要用户在定位之前完成方向修正。

4.4.5 特殊的纵向移动

特殊纵向移动用于应对行人在较为特殊的移动方式之下的纵向移动计算。为了保证阐述的完整性,本文将行人在室内的没有步行的、难以发现规律的和偶发性的纵向移动统称为特殊的纵向移动。如图 4.8 所示,行人在乘坐电梯的时候很少或者不会步行,加速度信息不具备规律性,因此无法进行步态分析流程以根据每一步的判定获得数据下标信息用于计算,本文阐述的室内空间定位方法难以处理这种情况下的定位。

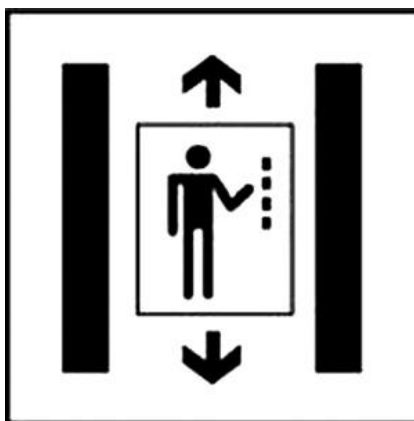


图 4.8 人在电梯中纵向移动

Fig4.8 The Z-axis move when people is on an elevator

本文认为,针对特殊的纵向移动,可以使用独立的纵向移动的思路将行人水平方向上的移动进而垂直方向上的移动分开独立计算,其中水平方向上的计算过程与原始的室内空间定位流程保持一致,垂直方向上的移动则使用在东北天坐标系之下的垂直分量进行积分得到。因为手机内置的传感器精度有限,使用积分的方法得到的位移会有较大偏差,因此需要使用其他辅助定位手段进行修正,如结合采样的气压计数据进行辅助定位。

4.4.6 独立的纵向移动判定流程

在纵向移动的流程中,获得纵向移动的方向是关键问题之一。本文将行人在室内的纵向移动方向分成向下移动、不进行纵向移动和向上移动三种类型,分别对应参数-1、0 和 1,最终根据不同的纵向移动模式计算的移动距离修正当前行人在垂直方向上的坐标。因此,获取本文中纵向移动的方向是一个分类问题,分类

的依据主要为加速度传感器的数据。

本文所提出的行为判断流程主要对向上移动、向下移动和水平移动三种主要类型进行分类。在研究和学习的前期阶段行为判断流程仅仅为纵向移动的判断，在此基础之上演化出了更加具有灵活性的思想，判定行人的移动类型并根据每一种移动状态的特性进行额外移动计算，用于进行更加深入而有趣的分析和后期处理。目前，纵向移动的分类作为室内空间定位系统整体流程中行为判断流程的一个重要的可选组件参与计算。

作为行为判断流程的前身和基础思想，在目前实现的室内空间定位系统中，纵向移动也可以成为一个独立的计算流程，也可以看作为一种轻量级和较为基础的行为判断流程。因为纵向移动的分类类别数量非常固定，并且并不要求很好的扩展性，因此使用较为基础和简单的方法仍然可以达到不错的效果。

在室内空间定位的研究中，KNN 算法(k-Nearest Neighbor algorithm)被应用于基于接受信号强度的位置指纹室内定位^[46]，或者基于数据库的步长分类中^[47]。本文实现的室内空间定位系统可以实现预先存储多步的纵向移动种类，因此可以在这里本文使用 KNN 作为分类的算法进行独立的纵向移动判定。

KNN 具有非常容易实现、支持增量学习以及能够对超多变形的复杂决策空间建模的优势；缺陷在于计算的开销较大，需要较多的初始数据。KNN 的思路为通过测量不同的特征值之间的距离实现分类，获取样本在特征空间中前 k 个最为相近的点，取这 k 个点中相同种类最多的那一种类型作为样本的类型。在本文中，特征向量以加速度传感器的三轴数据为基础，必要时也可加入陀螺仪的三轴数据，样本与数据点的距离采用欧氏距离，如公式 4.14 所示。本文实现的室内空间定位系统中，K 值默认为 20。

$$d = \sqrt{(a_x - a_{xi})^2 + (a_y - a_{yi})^2 + (a_z - a_{zi})^2} \quad (4.14)$$

其中，d 表示样本与当前这一点的距离，ax、ay、az 分别为加速度传感器三轴数据，i 表示数据集合中当前参与计算的数据的下标。

4.5 本章小结

在本章中讲述了基于行为判断的室内空间定位的思路，扩展前文讲述基础的行为判断的功能，对行人当前的移动状态进行区分，并根据当前的移动状态有针对性地对定位计算进行修正。本章结合其他室内空间的定位流程将行人行为为向下移动、向上移动和水平移动三大类，并介绍使用长短期记忆网络结合传感器数

据、后期计算结果和人工设定的标签进行训练和实际进行分类的实现思路。

行为判断流程对水平方向上的移动进行进一步的扩展。根据步长长度再度进行步长分类，对同一类别的数据使用线性回归得到参数，并以此建立加速度方差和步频组合线性关系步长公式的公式族。在步长估计是根据传感器信息对当前这一步进行分档，选用具体类别的公式参数计算行人的步长。

行为判断流程对纵向的移动进行进一步的扩展。将行人的纵向位移的计算分为独立的纵向移动、定长的纵向移动、基于步长的纵向移动以及特殊的纵向移动四种模式，并针对每一种模式提出室内空间定位行人坐标递推公式的修正方案，结合纵向位移的距离修正行人在垂直方向的坐标。最后介绍了独立的纵向移动判定，将纵向位移方向分为向下移动、不进行纵向移动和向上移动三种类型，使用 KNN 算法利用加速度传感器数据进行分类。

第 5 章 系统实验及结果分析

为了辅助以步行者航迹推算作为基础的室内空间定位研究，本文实现了一个较为完整的室内空间定位系统，用以对本文所讲述的室内空间定位流程与每一个流程的各种不同的方法进行初步的对比和验证。除了本文关联不高或者本文认为不适合的算法，在这个系统上本文实现了上文提到的所有算法。因为程序设计环境有限，本文部分有关机器学习和深度学习的算法独立实现，尚未统一集成在这个室内空间定位系统中。

5.1 实验系统的软硬件环境

本文实现的室内空间定位系统分为三个部分，分别为手机客户端程序、PC 服务端程序和长短期记忆网络深度学习程序。手机客户端程序完成在手机上的数据收集和基础计算的功能，并将数据发送至服务端；PC 服务端根据手机客户端发送的数据完成完整的室内空间定位流程的计算，并将数据发送至客户端；长短期记忆网络深度学习程序负责根据 PC 服务端生成的数据集进行训练和分类。本文在研究和学习的过程中实现的实验系统的软硬件开发环境和运行环境如下：

(1) 手机客户端的相关环境：

开发工具：Unity5.6.1；

开发语言：C#；

目标 API：API16；

手机主频：1.8Ghz；

手机内存：4.0GB。

(2) PC 服务端的相关环境：

开发工具：Visio Studio 2015；

开发语言：C#；

部分功能辅助开发库：Accord.Net；

开发工程类型：WPF Application；

服务端操作系统：Windows7 64 位操作系统；

服务端主频：2.5Ghz；

服务端内存：8GB。

(3) 深度学习程序相关环境：

开发工具：Python IDLE；

开发语言：Python3.5.3；

Tensorflow 版本：0.12.0-rc0；

运行环境：与 PC 服务端运行环境相同。

5.2 实验系统的功能

从整体来看，本文的主要实验功能主体为智能手机上客户端和在 PC 上的服务端两个部分，深度学习的部分因为程序设计语言环境的差异，目前虽然独立在系统之外，但从功能上划分属于服务端。客户端实现了收集手机传感器等数据，进行部分计算过程，设定当前行状态标签等功能。PC 上的服务端实现了接收传感器数据，持续的室内空间定位的计算，生成并存储有关数据，显示行走路径，将坐标信息返回给相应的客户端等功能。手机客户端如图 5.1 所示，PC 服务端如图 5.2 所示。客户端与服务端可以通过局域网进行数据交互，客户端与服务端之间的数据交互频率初始值为 1Hz。



5.1 手机客户端

Fig5.1 The client on smartphone

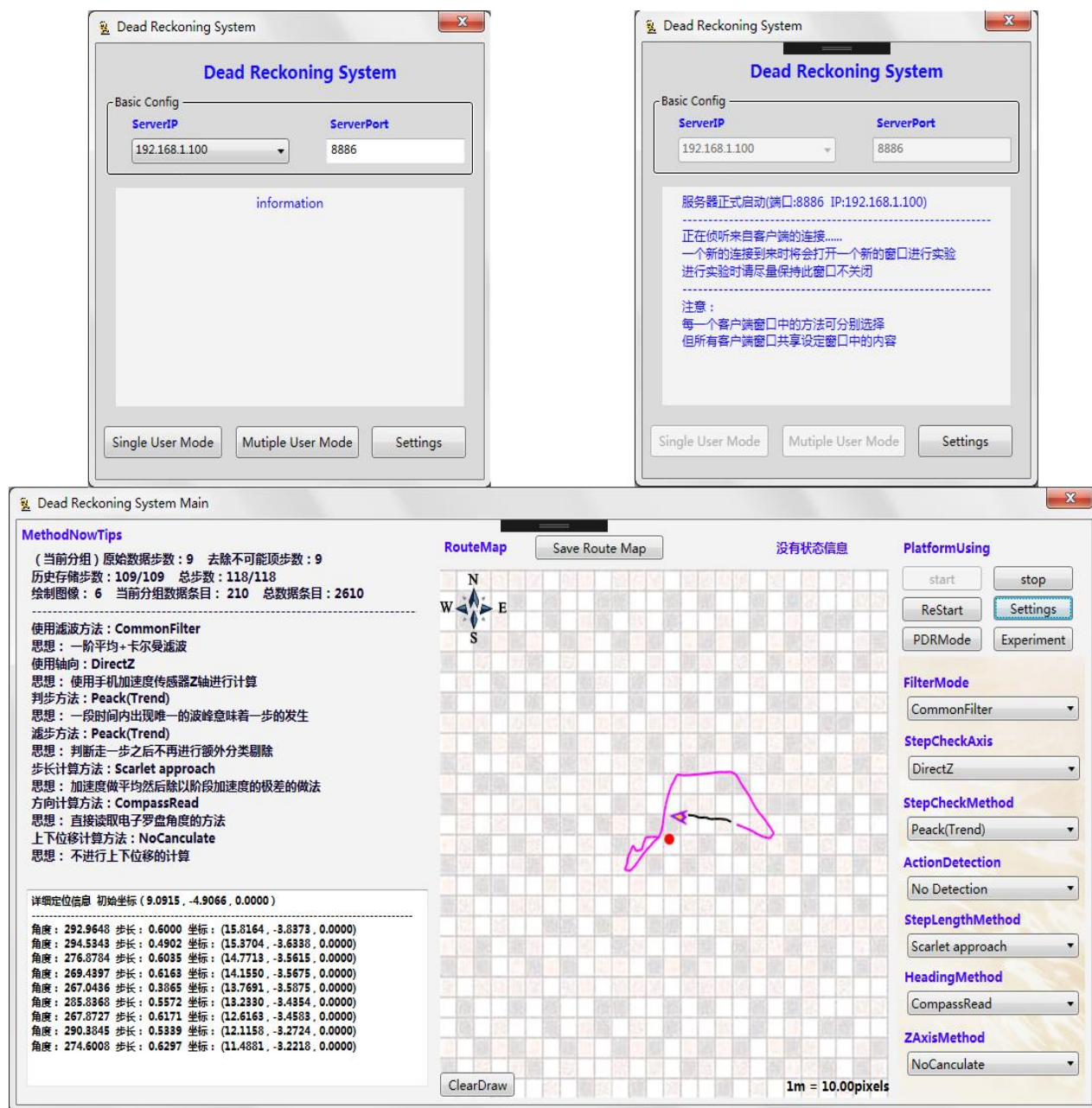


图 5.2 PC 服务端

Fig5.2 The server on PC

本文讲述的室内空间定位流程包括九个部分，手机客户端实现了数据收集的过程，服务端实现了数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定和纵向移动的过程，而位置校正的过程需要使用其他的室内空间定位方法联合使用，本文没有单独研究与实现。

针对每一个室内空间定位流程，本文均介绍了多种方法并加以实现。在这个室内空间定位系统中，实现了四种滤波方法、五种主轴选择方法、五种步态分析方法、七种行为判断方法、十五种步长估计方法、六种方向判定方法和五种纵向

移动的判断方法，容纳了 472500 种流程方法组合方式，根据不同的组合能够在多数的情况进行室内空间定位。如图 5.3 所示，其中标红的方法为已明确并不可靠的方法，仅用于与可靠方法的对照。

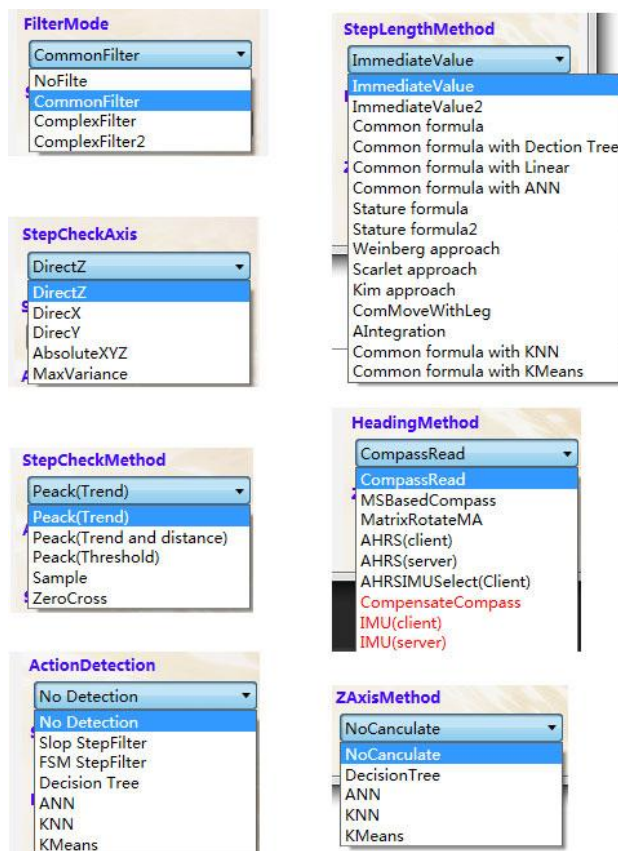


图 5.3 实现的方法

Fig5.3 The implemented methods

图中为本文实现的室内空间定位流程中的方法，这些方法可以通过下拉菜单随时切换，实现定位流程方法之间的排列组合，并且可以实时在路线图上查看出计算方法的不同对定位效果的影响。对于每一个室内空间定位流程，每一时刻只会有一个方法生效。其中有一些流程是可选的，如滤波、行为判断和纵向移动，在实现过程中本文为可选流程提供一种不生效的空方法作为选项。

室内空间定位系统中实现的方法具有参数设定和训练的过程，系统这些方法提供了参数设定或者进行训练和学习的接口，如图 5.4 和图 5.5 所示。使用者可以修改某一方法的参数，并实时地在路线图中看到参数修改的影响，以此对参数进行调整。系统留出了一些针对坐标修正、网络设定、文件操作、系统显示的功能，方便使用者在定位系统中的操作。此外本文预留了载入地形图的功能。这是因为本文讲述的室内空间定位方案以步行者航迹推算作为基础，而步行者航迹推

算是一种相对定位方法。如果能够结合具有一定信息的地形图，则本文的定位方案可有更大的实用价值。

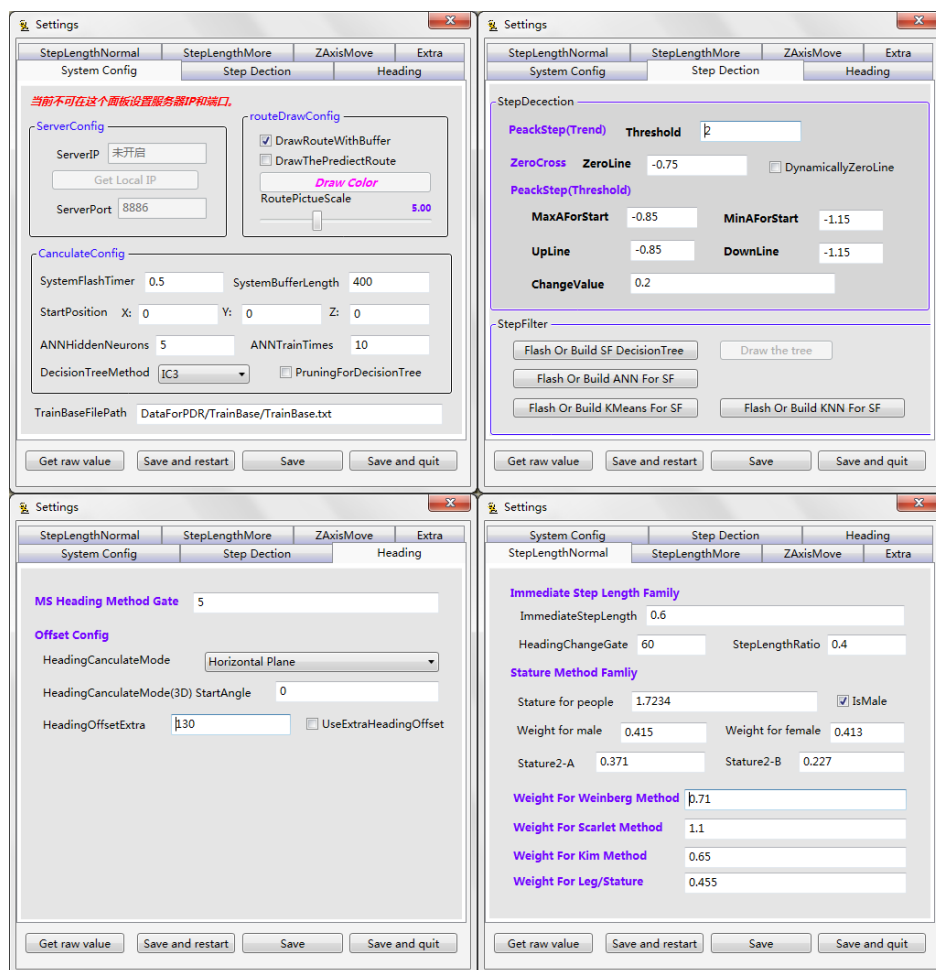
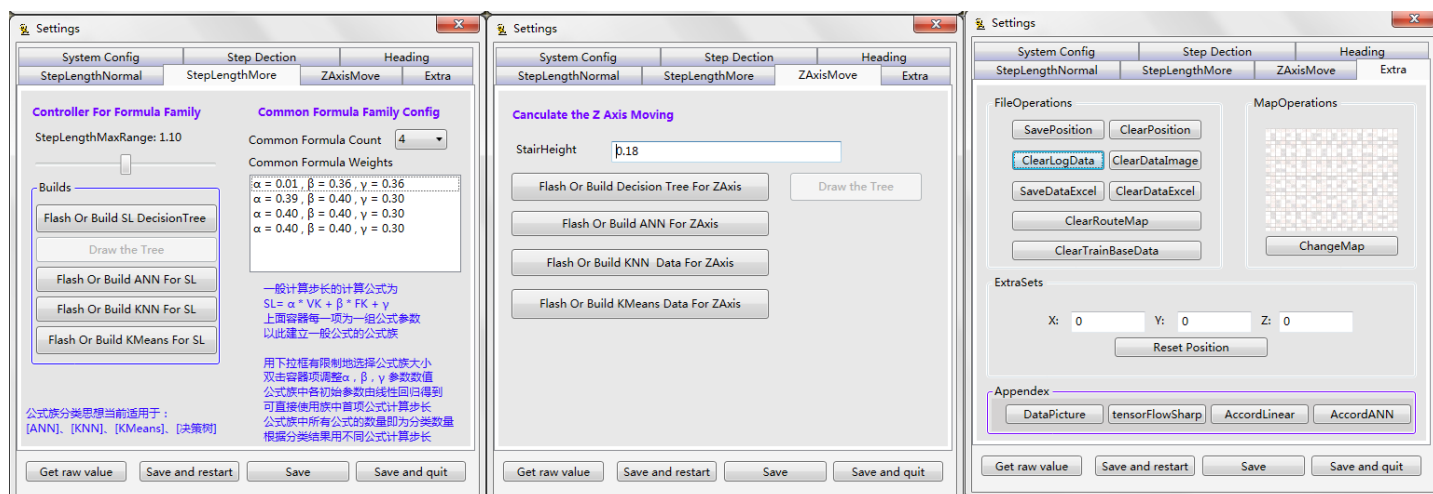


图 5.4 部分参数设定面板

Fig5.4 A part of panels for weight setting



5.5 部分参数设定面板

Fig5.5 A part of panels for weight setting

本文在对室内空间定位技术的研究过程中，需要将一些较为重要的数据存储在文件中。记录下来的信息将用于后续的数据分析处理，影响后续的定位效果。这些信息包括这一步的加速度传感器、陀螺仪和磁力计三轴传感器信息、电子罗盘方向信息，以及在手机客户端直接得到的方向信息、步频信息、主轴加速度方差信息，这一步的纵向移动状态和前向移动状态等。这些数据可构成用于后续行人移动状态的分类的数据集，也可以用于分析和表现行人的行为，此外还包括同一个室内空间流程的方法结构、可能用于后续工作的其他数据等，如图 5.6 所示。这些数据中，系统日志数据自动保存，实验对比和路线图等由实验者手动操作进行储存，而每一个确定步的对应的传感器数据和其他后期计算数据，在缓冲区满的时候进行储存。在本文的室内空间定位系统中缓冲区长度默认为 400。

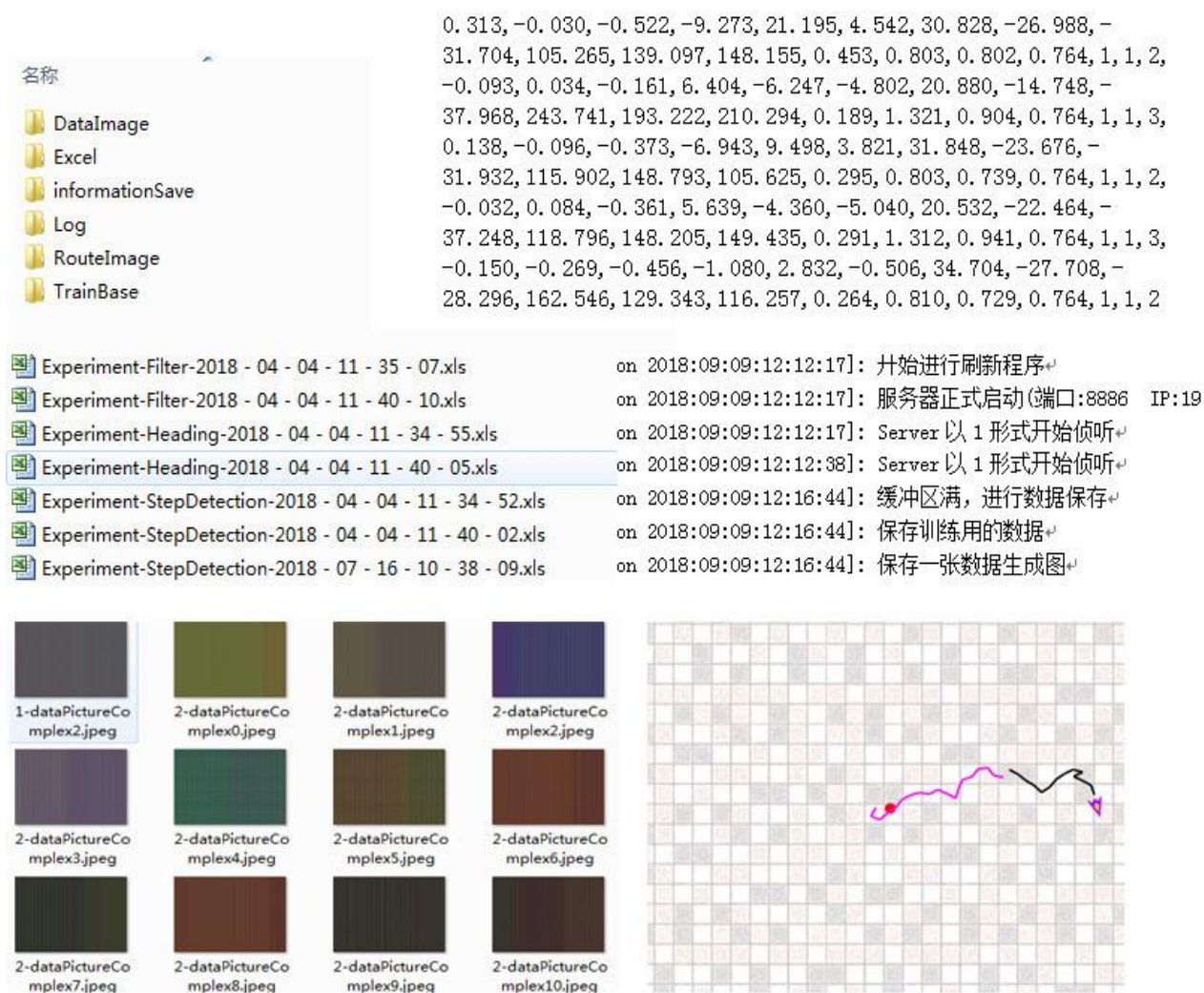


图 5.6 系统储存的数据

Fig5.6 The data saved by system

如上文所讲述，本文的系统分为手机客户端和 PC 服务端，这二者同时使用可以满足室内空间定位的需求。客户端和服务端之间的计算过程呈现顺序关系，并且顺序与本文提出的室内空间定位流程保持一致，本文给出将手机客户端和 PC 服务端的定位计算过程整合在一起的流程图作为定位系统的流程图如图 5.7。

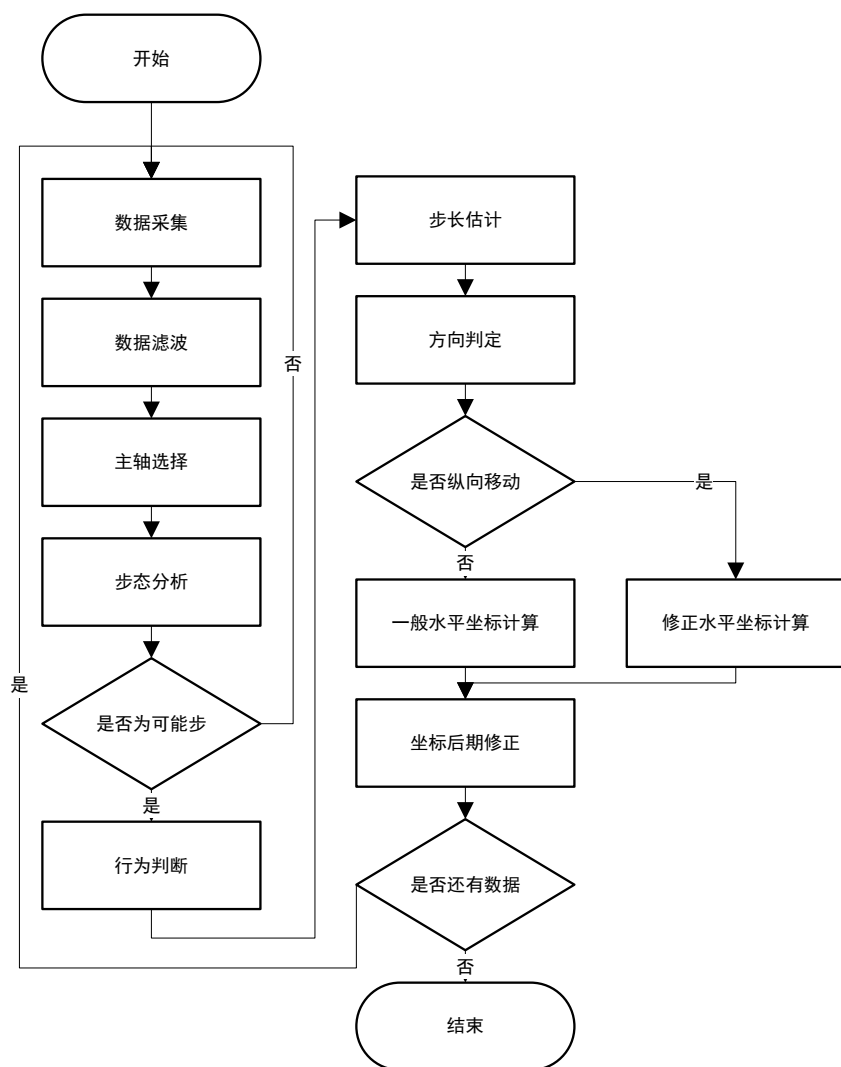


Fig5.7 The flowchart for the positioning system

图 5.7 定位系统流程图

5.3 室内定位流程方法对比

本文针对室内空间定位的每一个流程均采用或者提出了多种方法，这些方法可以在定位过程中随意切换用以在路线图中查看效果。此外，系统提供了能够更加细致地对这些方法进行对比的实验功能，本文中的实验和数据的截图均来源于此。因为程序实现的环境问题，本文中深度学习的部分单独使用 Tensorflow 实现，

人工神经网络的方法采用 Accord 库集成在系统中,此外所有的方法均为手工自行实现。有些方法在实现过程中的优化不能达到开源库优化的水准,这为各个流程方法之间的对比带来了一定的问题需要后续工作进行解决。

5.3.1 滤波效果对比

本文中对传感器的数据进行的滤波过程以对主轴的滤波为主,此外也需要对传感器的数据、来自手机客户端的各种数据信息以及计算结果进行滤波。在本文进行的步态分析是对滤波之后的主轴数据进行选择处理,以主轴数据的波形作为着眼点,并不直接使用滤波之后的主轴数据。本文中以算术平均滤波方法作为基础滤波方法,并且实现了卡尔曼滤波和巴特沃斯滤波器。对主轴数据进行滤波之后,不同方法滤波效果的对比如图 5.8 所示。

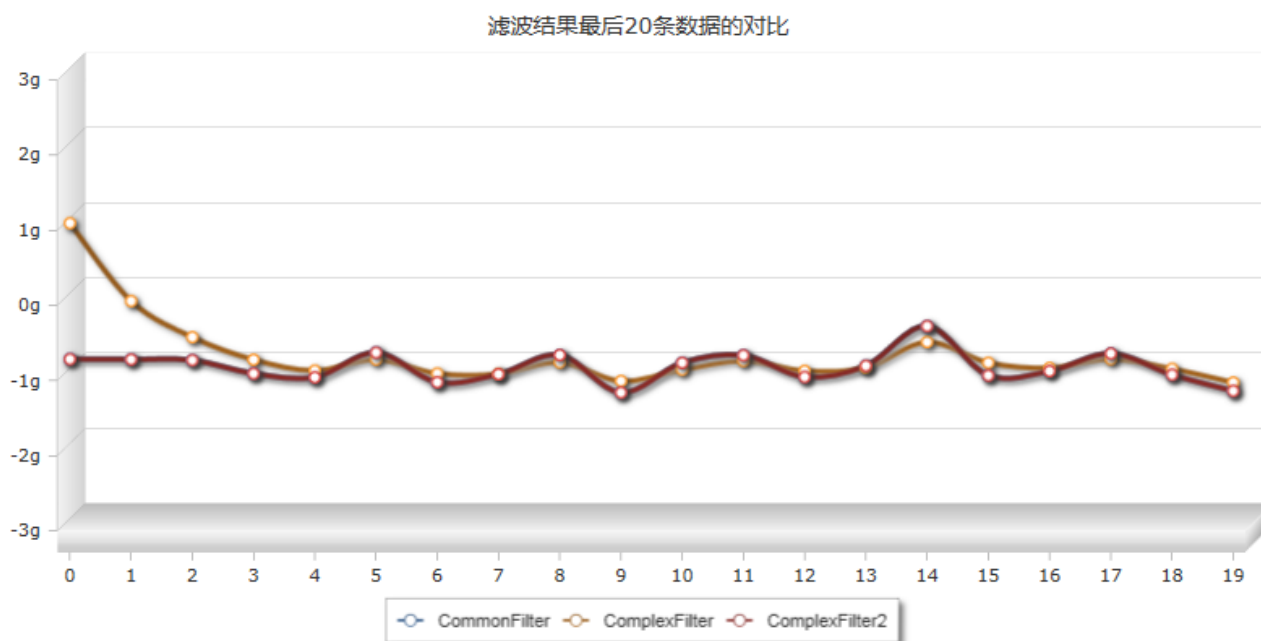


图 5.8 滤波方法对比

Fig5.8 The comparison of filtering methods

在实验中发现算术平均滤波计算时间开销较小,并可以得到较为平滑的波形。在叠加更复杂的滤波方法之后增加了至少 10 倍的时间开销,主轴的数值随着滤波算法的改变发生了变化,但是波形变化并不明显。

因此本文认为可以将算术平均滤波作为基础方法使用,在抖动较为明显或者数据波动较大的地方可以叠加更加复杂的滤波方法,叠加之后的时间开销在可以接受的范围内。

5.3.2 步态分析对比

本文尝试使用峰值检测方法、峰谷差值限定法、两次峰谷法、零点交叉方法和采样匹配方法进行步态分析，根据方法的对比，更加推荐峰值检测方法、峰谷差值限定法，实现较为简单但是效果相对较好。两次峰谷和两次零点的方法可能会因为传感器数据的抖动产生误差。因为本文的步态分析流程可以看做是一个高通滤波器，还存在下一个室内空间定位流程对这些可能步进行进一步的分析，所以可能步集合可以允许有少量的冗余，数据的缺失对后续的计算影响较大。因此两次波峰的方法在本文要比两次零点的方法效果较好。采样的方法因为条件过于严格，具有很差的鲁棒性，在本文中不推荐使用采样的方法进行步态分析。根据实验者在室内行走 18 步的数据进行步态分析的结果对比如图 5.9 所示。

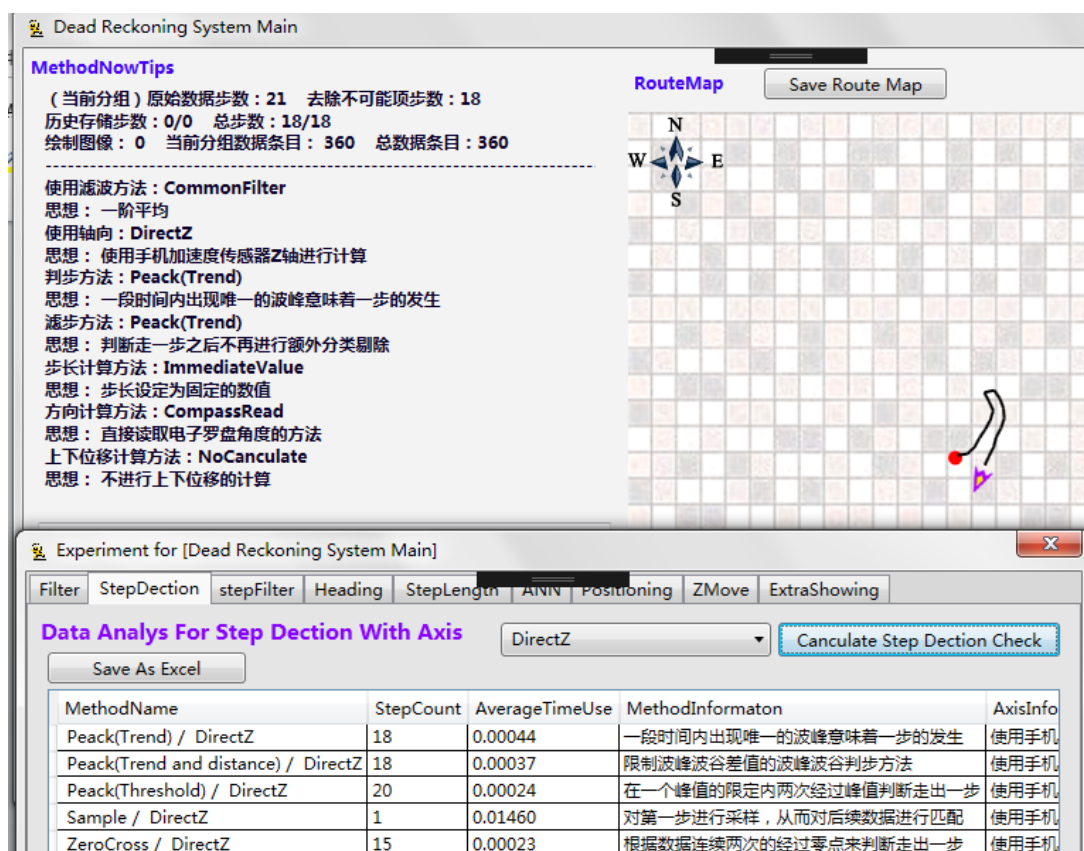


图 5.9 步态分析方法对比

Fig5.9 The comparison of step detection methods

从实验数据中可以得知峰值检测和峰谷差值限定的方法效果良好，两次峰谷的方法的误差在可以接受的范围内，两次零点的方法有了一定的误差，而采样的方法几乎没有产生效果。此外在本文中发现以 Z 轴、最大方差和总加速度的方法可以获得较好的步态分析结果，为了保证适应不同手机姿态，本文推荐使用总加

速度作为主轴。

5.3.3 基础行为判断方法对比

本文提出的行为判断被分为了两个部分，其一为基础的行为判断，核心功用即为对经过步态分析之后的可能步集合进行清洗，得到真实的确定步集合；其二为更加扩展的行为判断，在数据清洗的基础之上对行人的行为进行区分。图 5.10 为行人在室内行走 10 步之后各个方法的对比结果。可以看到，Slop 的方法因为数据的阈值的设定不当，造成了较大的误差。此外 K-means 的方法虽然在计算性能上具有一定优势，但是出现了一定误差。原因在于本文尝试使用的方法并非真正的 K-means 的方法，而是一种根据类型计算重心，根据当前的点与各种类型的重心的距离进行分类的思路。这样的结果与本文构建的数据集的数量和精度有关，本文手机的数据集使用的方法仍然不够完备，有待后续工作的完善。

MethodName	DataCountBefore	DataCountOver	TimeUse	DataMinusPercent	MethodInformaton
No Detection	10	10	0.00284	0.00%	判断走一步之后不再进行额外分类剔除
Slop StepFilter	10	1	0.30413	90.00%	其他轴的变化如果不够大，这一步将会被
FSM StepFilter	10	10	0.49516	0.00%	使用有限状态机对可能步进行分类，剔除
Decision Tree	10	10	0.36279	0.00%	决策树分类剔除静止的步
ANN	10	10	0.24784	0.00%	ANN分类剔除静止步
KNN	10	10	1.13989	0.00%	KNN分类剔除静止步
KMeans	10	8	0.26182	20.00%	KMeans分类剔除静止步

图 5.10 基础行为判断方法对比

Fig5.10 The comparison of basic action detection methods

此外本文尝试使用 LSTM 进行行人在室内空间的行为，初始阶段分为向下移动、水平移动和上向移动。数据来自于实验者本人在室内行走和上下楼梯采集的数据，数据标签使用手机客户端手动进行编辑，在目前的数据量（2200 条）之下情况下，在仅使用加速度传感器数据作为特征的情况下，可以拥有非常好正确率。后续阶段可以采集不同的人在各种室内行为的数据，扩大数据集，这将缓和当前分类过程中仍存在一定概率误判的问题，从而进一步提升室内空间定位的精度。

5.3.4 步长估计方法对比

本文实现了所讲述的大多数步长估计的方法，在室内定位系统中目前有十五种方法可以切换使用。这些方法在本文中的对照结果可以参见图 5.11。本文将步长估计的方法分为了四个种类固定数值步长估计方法；根据人体规律结合参数计算步长的方法；利用加速度和步长的非线性关系估计步长的方法以及利用步频与步长的线性规律计算步长的方法。其中固定数值的方法因为几乎没有计算开销，在诸如具有额外辅助定为手段的情境中会有不错的效果，但是在没有坐标修正的时候效果一般；根据人体规律的计算步长的方法如图，参数的设定对步长的影响较大，在下图中基于身高的估计方法和基于腿长的估计方法得到的数值都较长；对于线性回归公式的方法，本文使用了多种方法进行分类，如下图所示，可以得到几乎一致的结果。根据对比发现这种方法因为是需要进行分档的，因此对分档的策略的要求较高，步长分档是一个较为有趣的课题。此外本文还是先了诸如直接进行线性回归和根据加速度数据积分计算步长的方法，本文中线性回归公式与公式族的参数均以线性回归的方式获得，分档的步长和不分档的步长的估计对比在有些时候较为明显；根据加速度数据积分的方法是一个错误的方法，在本文中用于对照，这种方法非常依赖传感器本身的精度，在不同移动状态之下具有很不稳定的结果。

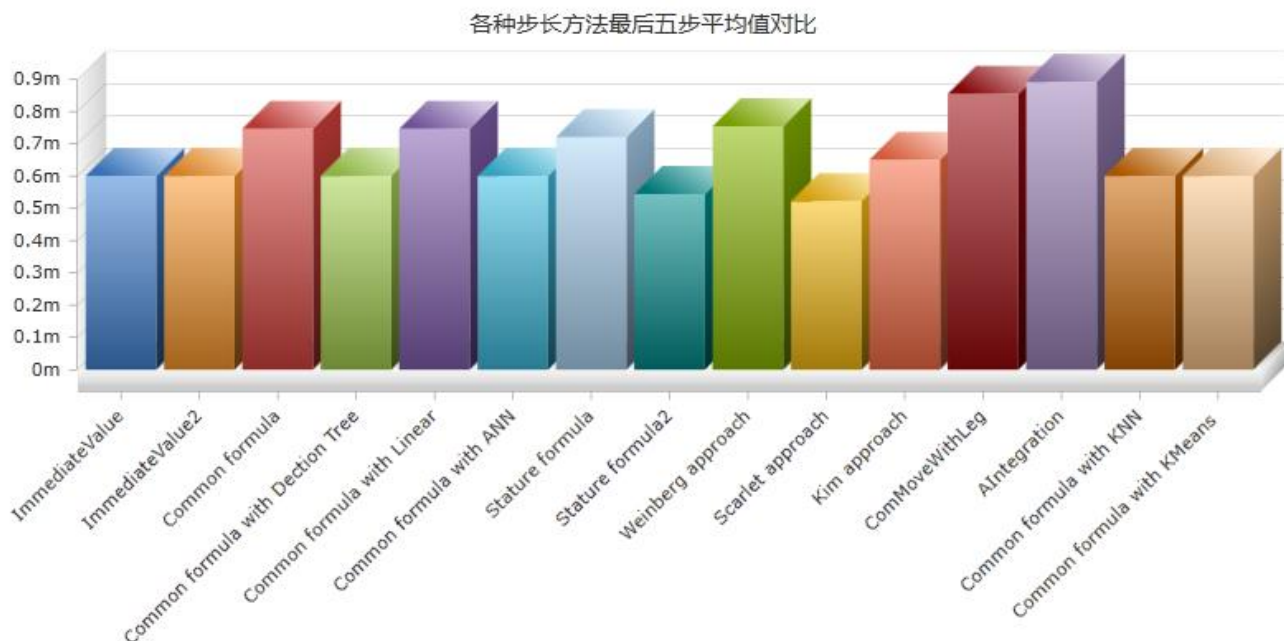


图 5.11 步长估计方法对比

Fig5.11 The comparison of step length methods

5.3.5 方向判定方法对比

本文对所实现的方向判定方法进行了对照，需注意方向判定的对比实验与前面所讲述的步态分析流程的对比不同，方向的变化情况需要有一定的参照。实验者沿着一条直线的路径向前方步行移动了一段距离，实验者移动的前五步方向原本是差异不大的，但是因为方向判定方法本身的特性，存在了如图 5.12 所示的差异。另外，较长时间方向判定，在没有特殊干扰的情况下所有没有被标注为错误方法的方法得到的结果相近。

根据对照可以发现，除了本文指出的错误方法之外，AHRS 算法在服务端的计算需要一个较长期的时间才能得到正确的方向，而在客户端实现的 AHRS 则与电子罗盘、旋转矩阵等方法结果相近。此外非常有趣的一点是在不同的室内空间，各自有不同的方向判定方法效果突出，如在学校实验室楼中，在服务端实现的 AHRS 效果较好，而在笔者家中，在客户端实现的 AHRS 效果较好。在本文的实验过程中发现环境因素对移动方向的影响较大。本文使用的是廉价的手机传感器，因此需要使用磁力计数据进行修正，而室内空间叠加的磁场会对此造成影响，因此可以选择多种方法同时计算，选择多数方法所指向的平均方向估计步长。

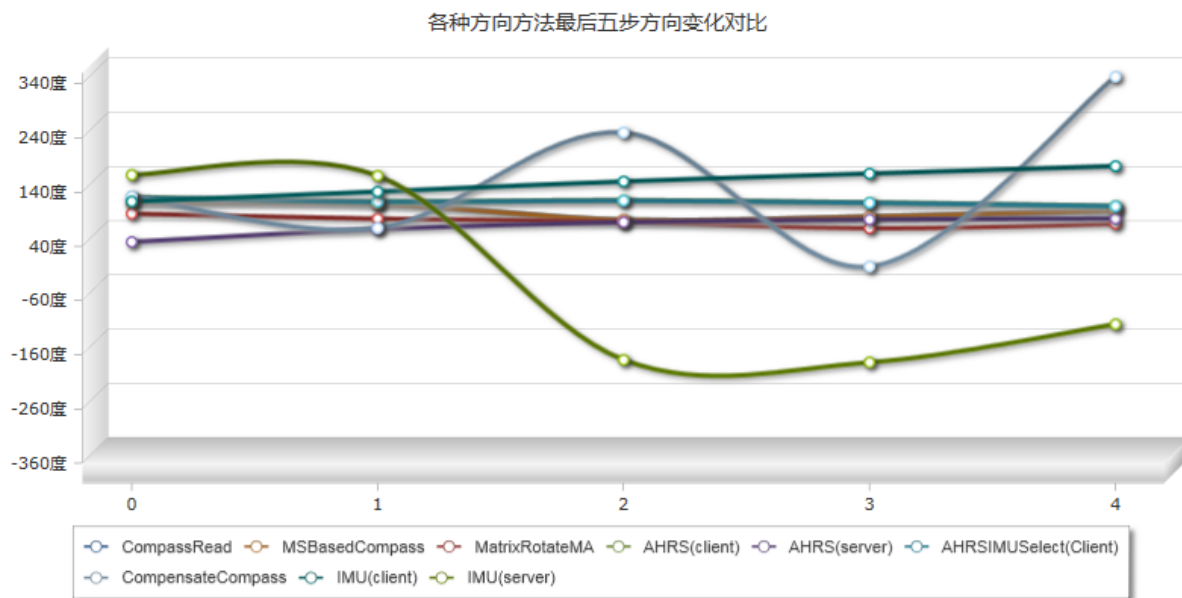


图 5.12 方向估计方法对比

Fig5.12 The comparison of heading methods

5.4 定位实验

本文所研究的内容较为偏重于实际实现，本文研究的目的即能够在现实情况

中能够提供相对准确的室内空间定位方法，因此本文在研究和学习室内空间定位流程以及相关方法、实现是室内空间定位系统之后，进行了一些基础的室内空间定位的实验，这些实验能够证明本文提出的室内空间定位流程和方法具有一定的准确性，可以满足一定室内空间定位需求。本节将介绍实验的思路与方案。

5.4.1 基础定位实验

本文的研究主旨在于尝试为自主的行人室内空间定位提出方便的解决方案，因此本文尝试在室内进行定位实验。本文实现了具有完整的室内空间定位流程的室内空间定位程序，实验与应用的过程也是以此为基础进行的。在基础的定位实验中，实验的方法为沿着墙壁或者地砖在房间中环形行走，走到首尾相接的位置的时候查看计算得到的坐标结果，终点的坐标与起点坐标的距离即为误差。在本文实现的室内空间定位系统中，初始坐标默认为(0,0,0)。如图 5.13 所示为行人在房间中沿着四个方向分别行走的轨迹。

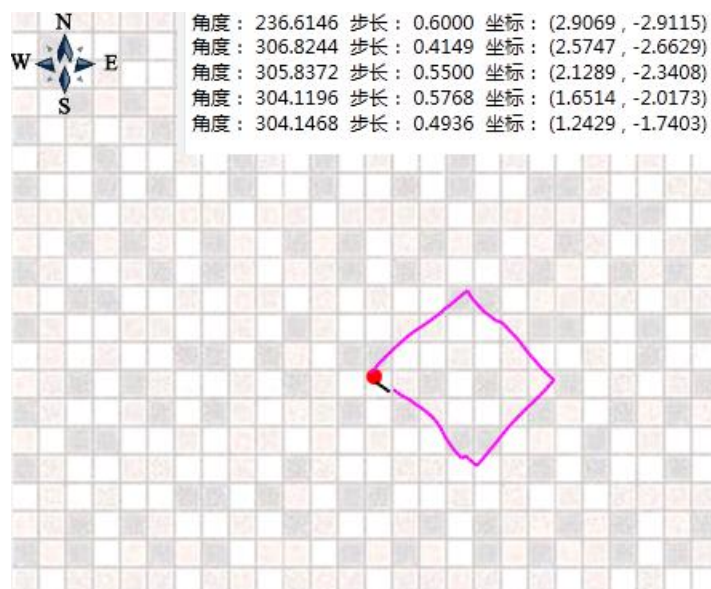


图 5.13 定位实验

Fig5.13 The experiment of indoor positioning

在上图实验中，以 Z 轴作为主轴，使用波峰波谷方法进行步态分析，未进行复杂的行为判断，步长估计方法为 Scartlet 方法，方向判定使用客户端 AHRS 算法。由图中可以知道最后的累积误差约为 2.13 米，这其中因为转向导致的累积误差约为 1.03 米，这部分误差可以通过转弯步长修正弥补。上图的实验不仅仅为对室内空间定位中各个流程方法组合的效果判断，也会是基于行为判断的室内空间定位的数据收集的过程。

在基础定位方法组合之上可以使用上文所述的行为判断以及其它的方法来进行更加丰富的室内空间定位。在水平方向上的定位效果与基础实验结果类似，新增实现了纵向移动的位移累加。此外本文包含的室内空间流程方法可以自由组合进行实验，并且各异根据环境的不同切换不同的流程方法加以应对，这些内容均可使用该系统再现定位效果。

5.4.2 往返定位实验

本文尝试在实验室一条直线线路上面进行往返移动来判断本文实现的定位系统的效果。这个实验的主要目的为验证系统在移动方向上的判断是否可用。图 5.14 显示了实验者两次进行往返移动的实时轨迹。其中上图在移动的过程中由其他手机电子罗盘测得的方向角约为 210° ，轨迹计算过程中误差最大的角度为 297° ，误差率为 6%。

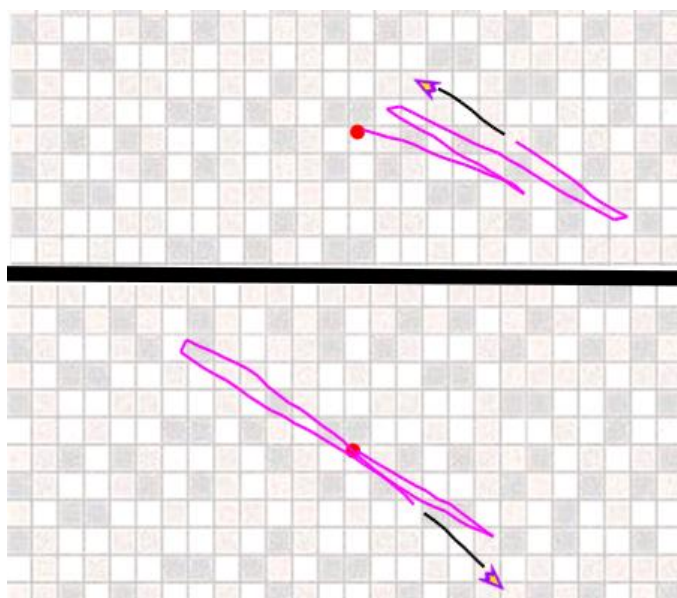


图 5.14 转向实验结果

Fig5.14 The turning experiment result

其中坐标偏移来源于人体转身过程中行人的加速度信息仍然处于变化的状态，转身的过程中很有可能出现能够被步态分析认为是可能步甚至是确定步的一步。因为本文在行为判断的过程中仅仅对向上移动、向下移动和水平移动进行判断，没有对转向进行具体的分类研究，导致转身过程中由步态分析得到了新的一步，因此在某一个方向上获得了一个误差积累。此外造成这种误差的第二个原因在于行人的转身不够迅速，足够快速的转身能够较大幅度地减少这种因为转身带来的

漂移现象。

可以通过结合方向判定来进行定位矫正来解决上述问题，这就是本文提出的扩展的步态分析中，行为判断流程所能够带来的后续计算修正的功能所在。在这里使用了上文提及的固定数值步长估计中，因转向而缩短步长的方法。如图 5.15 所示，上图在转身的时候因为方向出现骤变，将这一步的步长数据减少 60%，以减少偏移量；5.15 的下图则是一个对比过程，在较为缓慢的转身的过程之后没有加入步长修正的过程，结果出现了步长长度的坐标误差。

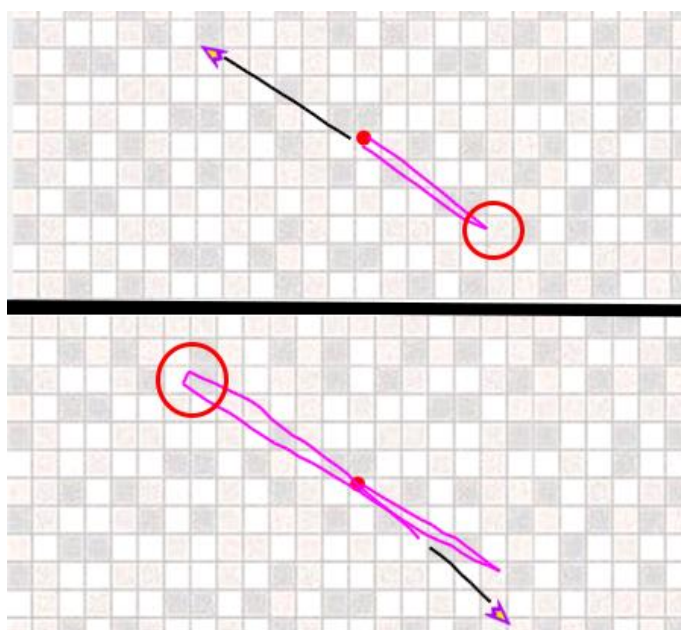


图 5.15 转向偏移

Fig5.15 The offset when turning

5.4.3 步长估计实验

在本文中，对步长的估计是造成误差的重要因素之一。因此本文尝试进行了步长估计判断的实验。步长估计实验所采用的方法均为基础方法，以实验结果来看 Scarlet 方法的结果最为准确。本文行为判断流程中衍生的公式族的方法主要用于将即将被步长估计的数据分档，然后结合相近的数据进行计算，步长估计结果比直接线性回归公式进行估计相对准确。增加了对判定没有移动步长为 0 情况的应对。

本文在实验室沿地砖进行直线移动，根据地砖的数量与宽度得到真实移动距离，再结合系统计算得到的位移大小判断步长估计的误差情况，如图 5.16 所示，信息楼实验室的地砖为 60cm 的方形地砖，可以用来作为收集数据和测量步长数

据的辅助工具。

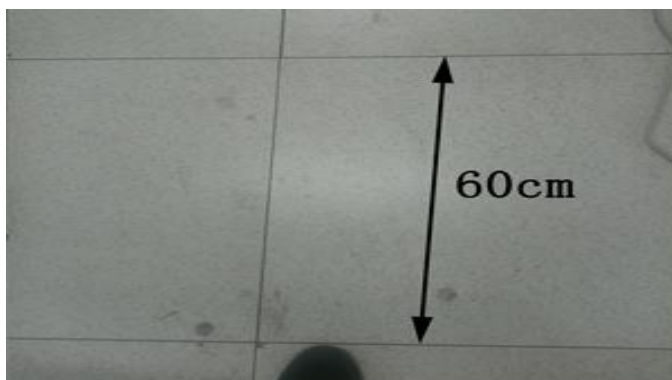


图 5.16 实验室的地砖

Fig5.16 The floor tiles in laboratory

本文尝试在室内沿着实验室的地砖进行直线移动，获得了较好的室内定位效果。以图 5.17 为例，行人在室内行走了 9 步，系统计算得到的结果为位移了 4.6963 米，从开始移动到结束移动一共经过了 8 块地砖，根据实验室地砖测量得到的真实位移为 4.8 米。由此可见本文实现的室内空间定位系统在行人直线移动的时候，步长估计流程产生的误差为 2.16%。在仅仅进行直线移动的实验中，这样的误差在短时间内具有较好的精确度。此外部分误差来自于行人的前进方向在方向判定中的抖动，这种类型的误差难以避免，需要借助其他的定为手段进行坐标的校正，这也是本文提出位置校正流程作为最后一个室内空间定位流程的原因所在。



图 5.17 步长实验结果

Fig5.17 The step length experimentation result

5.4.4 基于长短期记忆网络的行为判断实验

本文提出使用 LSTM 结合传感器数据和计算之后的数据进行行人的行为判断过程。为此本文进行了数据采集和行为判断的实验，并得到了较好的分类结果以

及一些有趣的结论。

本文提出的室内空间定位行为判断流程仅仅将行人的行为分成了三类，即向上移动、向下移动和水平移动三种，实验采集的数据均为真实的行人移动和上下楼梯过程中记录的数据。

实验的过程为在开始 PC 服务端之后，实验者手持开启手机客户端在学校的教学楼中进行移动，并根据行人自身的移动状态切换标记。此时位于 PC 的服务端暂时先不开启室内空间定位流程中的部分功能，并进行前期的数据处理并将带有标签的数据存入到数据集中。实验的过程以及采集的相关数据如图 5.18 所示。

在采集到数据之后，本文搭建 Tensorflow 框架并建立 LSTM 模型，尝试使用实验过程中收集到的传感器数据和后期计算处理之后的数据进行行人的行为分类。以本文室内空间定位流程和程序实现的特点作为前提，使用 LSTM 进行训练和分类的过程得到了具有一定准确性并且较为有趣的结果。以相同的数据作为训练数据集，使用不同的特征向量组合训练 LSTM。分类的结果参见表 5.1，分类的准确率为使用 Tensorflow 进行训练之后得到的最终准确率。

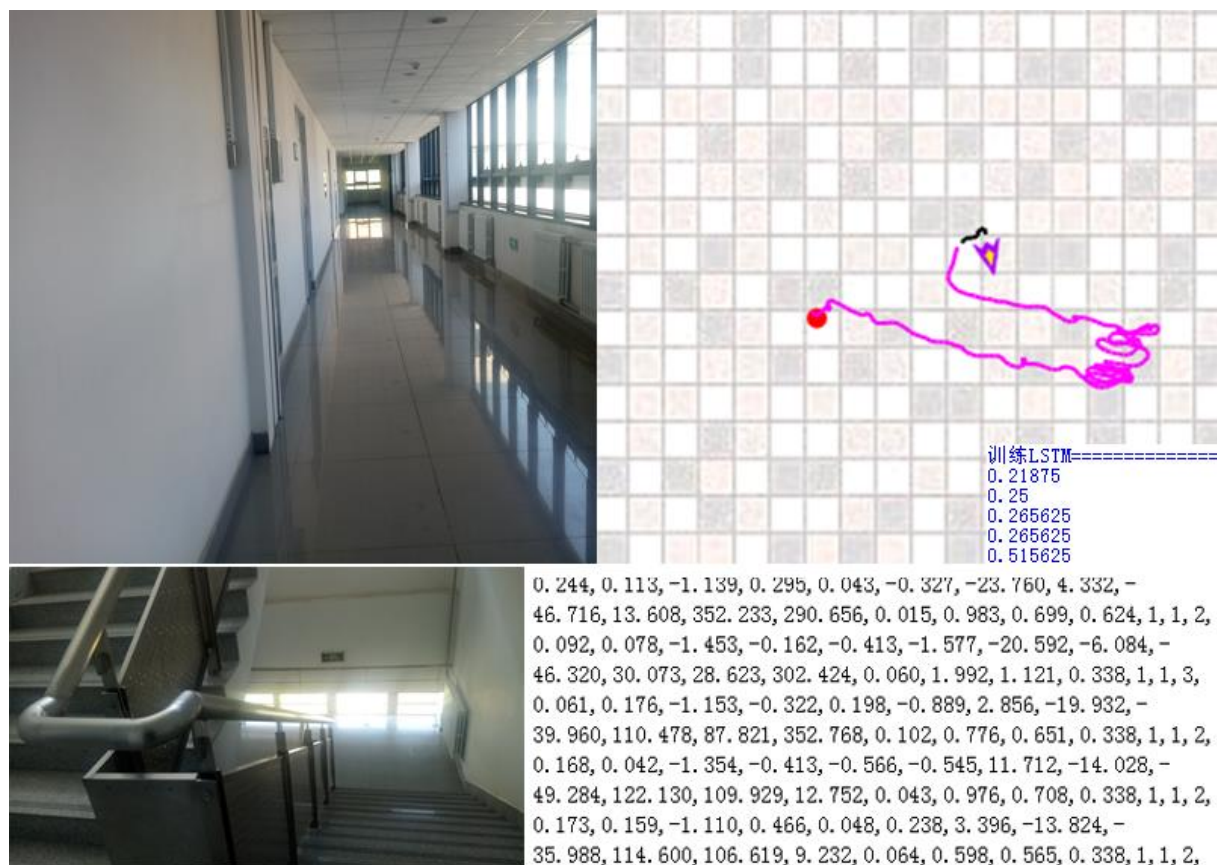


图 5.18 行为判断实验

Fig5.18 The action detection experiment

表 5.1 行为判断实验结果
Table 5.1 The result for action detection

特征向量	分类准确率
步频+加速度方差	0.03%
加速度+陀螺仪+加速度方差	23.42%
加速度+陀螺仪+步频	23.43%
加速度+陀螺仪+步频+加速度方差	51.56%
加速度+加速度方差	54.68%
加速度+步频+加速度方差	56.25%
加速度+步频	62.52%
加速度+陀螺仪	82.81%
加速度	100.00%

由上述实验结果本文发现加速度传感器的数据是进行行为判断的主要数据，陀螺仪数据对行为判断的影响较大且负面影响较多。非常有趣的一点是，在实验者进行实验之前，认为步频和加速度方差占据很大的作用，增加这两个数据作为特征向量的一部分，可以有效提高分类的准确率。然而在使用实现本文的系统进行实验中，加速度方差和步频数据并没有很好的效果，反之能够拉低分类的准确程度。此外还可以得到加速度方差与步频数据对行为判断的影响很相近，加速度方差对准确率的影响稍大于步频对准确率影响的结论。

这样的实验结果超出了本文最初对实验的预估，这在实现以步行者航迹推算为基础的室内空间定位中有着很好的指导意义。即在实际实验的过程中仅仅使用加速度传感器的三轴数据进行行为判断就可以得到很好的分类效果，这将进一步减少步态分析整体流程的计算，减轻行为判断流程的负担。

此外，本文还对针对行止判断进行了实验，实验数据为通过手机客户端标记行止标记的数据，使用 LSTM 进行行止判断。在本文中行止判断是行为判断发展的前身，用来判断行人是否移动，将数据分类为两种类型。本文将行止判断融合到了行为判断之后的结合行为判断的步长估计之中，即前文所说的步长为 0m 的判断以及步长的分档计算。通过行止判断可以判定行人是否进行移动，因此可以作为一个在步态分析之后单独的可选流程存在。本文的行止判断的实验结果可参见表 5.2。

表 5.2 行止判断实验结果

Table 5.2 The result for move-stop detection

特征向量	分类准确率
步频+加速度方差	0.00%
加速度+陀螺仪+步频	29.69%
加速度+陀螺仪+加速度方差	35.94%
加速度+陀螺仪+步频+加速度方差	46.87%
加速度+陀螺仪	59.37%
加速度+步频	62.50%
加速度+步频+加速度方差	70.31%
加速度+加速度方差	87.50%
加速度	89.06%

通过行止判断的结果，可以发现加速度仍然是用于分类最终的数据，加速度方差的重要性在行止判断中强于步频数据，并且陀螺仪数据对行止判断没有很好的帮助。

通过对比行为判断和行止判断的实验结果，可以发现行为判断中陀螺仪的重要性强于行止判断，笔者认为这是因为一般的步行梯在存在转弯的拐角，在本文中行人在拐角这一步也算作行人的上下楼梯运动，与在水平面进行的转弯有着一定相似性，为了将这两种状态分离，提高行为判断的准确性，本文将转弯状态从原始的行为判断中分离出来。

5.5 本章小结

本章介绍了本文在研究和学习本文题目的过程中实现的室内空间定位系统，分为手机客户端和 PC 服务端。本文所讲述的室内空间定位流程中，客户端实现了数据收集的过程，服务端实现了数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定等流程，并针对每一个流程实现了本文所以提及的所有方法。最后给出了本文所提出的室内空间定位流程的完整实现流程图。

接下来本章分别针对滤波、步态分析方法、基础的行为判断、步长估计和方向判定五个关键的室内空间定位流程进行了方法对比实验。发现在以主轴作为步态分析的主体的前提下，使用较为基础的滤波、步态分析方法也可以得到令人满

意的结果。此外验证了前人研究所得的步长估计方法和方向判定方法具有较好的准确度。

最后，本章进行了分别进行了基础定位实验、往返定位实验、步长估计实验和行为判断实验，分别得到了较好的结果。本文即根据这些实验结果选择推荐的室内空间流程计算方法。其中在往返定位实验中发现行为判断流程中叠加的在方向骤变的前提下对步长的缩减可以减少漂移的现象发生。

在行为判断实验中，仅仅使用加速度传感器数据作为特征向量可以得到了令人振奋的分类结果，这样的结果引导实验者使用更少的数据进行行为判断计算，并能够在实际实现时保持很好的行为判断效果。而使用 LSTM 进行针对行人是否进行了移动的判断也得到了类似的结果。

第6章 总结与展望

6.1 本文总结

本文以步行者航位推算作为基础，对室内定位方法进行了学习和研究。提出一套较为完整的室内空间定位流程，将室内定位问题分成了几个较小的问题。该流程包括数据收集、数据滤波、主轴选择、步态分析、行为判断、步长估计、方向判定、纵向移动和位置校正九个部分，其中将一般的步行者航迹推算的步态分析过程分解为主轴选择、步态分析和行为判断。本文分别对这些室内空间定位流程进行了研究，尝试使用不同的方法解决每一个流程独特的问题。

在数据收集时，本文尝试使用较简单的滤波方法最为主要滤波方案，并可以在其之上叠加滤波方案以应对特殊情况；在主轴选择中本文使用加速度传感器三轴总加速度作为主轴获得了较好的效果；在步态分析中本文认为波峰波谷的方法效果较好并且开销较小；在行为判断中本文首先尝试使用基础的方法进行数据清洗，之后给出了结合深度学习提出了更进一步的行人行为判断的思路；在步长估计中本文尝试了不同的计算思想，并尝试扩展一般线性回归公式为公式族，结合行为判断将行人的这一步分档计算；在方向判定中本文尝试使用 AHRS 的方法进行判断并给出了解决手机不同姿态导致误差的基础思路；在纵向移动中本文将行人的纵向移动分成了四种模式，并分别针对这些模式给出了修正或的坐标递推公式。

此外本文在行为判断流程中尝试使用不同数据组合作为特征向量进行实验，根据实验结果发现加速度传感器数据与长短期记忆网络的契合度很高，能够使用较少的数据得到极好的分类结果。

本文实现了一个基于步行者航迹推算的室内空间定位系统，该系统实现了本文在学习和研究过程中认为适用于本文课题的方法，并实现了行人在室内的实时定位计算、方法参数调整和方法对比的功能。

6.2 工作展望

使用步行者航迹推算进行室内空间定位是一个非常有趣的课题，并且其几乎不依赖基础设施就可以进行定位，因此在极端室内条件下会具有更好的实用价值。

在本文中提出了一个较为完整的室内空间定位计算流程，将室内空间定位问题分解为多个小问题进行处理。而这些问题中不乏有需要深入研究和学习的内容，使得这种室内定位方法是一个具有诸多可以继续深入研究内容的课题。

如本文提出的行为判断流程对行人行为分类种类较少，并且因为手机传感器本身的问题可能会导致相近的行为误判，这需要后续工作继续分析人体不同行为的加速度信息并给出不同；在方向判断流程中目前不可避免地会因为室内磁场的影响产生方向误差，需要研究方向修正的方法，此外需要继续研究手机与行人之间的位置关系与所判定的方向之间的关系；在纵向移动中本文虽然将纵向移动分为了多种移动模式，然而仍有一些纵向移动过程是本文难以解决的，如在电梯上的位移；此外本文在判断行止的时候的准确率仍在存在误差，还有很多可以深化挖掘研究之处。

本文室内空间定位的方法存在具有累积误差的特性，所以与其他的室内空间定位方法进行联合定位，或者根据地形进行进行新一步的推断亦是可以继续进行下去的具有趣味的研究内容。此外本文中的一些计算参数仍然需要手工调整才能达到较好的精度，并没有完全实现完整的自动计算，这需要后期算法流程和软件实现过程中继续加以改进。

此外本文中剔除的室内空间定位流程虽然较为完整，但是使用的是客户端/服务器的架构进行实现，如果可以将这些算法与流程整合到硬件中进行处理，可以得到更快的速度，并且使得以步行者航迹推算的室内空间定位的真正完全达到自主定位，这将使得以步行者航迹推算作为基础的室内空间定位得到令人振奋的发展。

参考文献

- [1] Hightower J, Borriello G. Location systems for ubiquitous computing[J]. Computer, 2001, 34(8):57-66.
- [2] Li F, Zhao C, Ding G, et al. A reliable and accurate indoor localization method using phone inertial sensors[C]// ACM Conference on Ubiquitous Computing. ACM, 2012:421-430.
- [3] Pratama A R, Widyawan, Hidayat R. Smartphone-based Pedestrian Dead Reckoning as an indoor positioning system[C]// International Conference on System Engineering and Technology. IEEE, 2012:1-6.
- [4] 周瑞, 罗磊, 李志强, 等. 一种基于智能手机传感器的行人室内定位算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(11):22-26.
- [5] Qian J, Pei L, Ma J, et al. Vector Graph Assisted Pedestrian Dead Reckoning Using an Unconstrained Smartphone[J]. Sensors, 2015, 15(3):5032-57.
- [6] Zijlstra W, Hof A L. Displacement of the pelvis during human walking: Experimental data and model predictions[J]. Gait & Posture, 1997, 6(3):249-262.
- [7] H.Weinberg, "Using the ADXL202 in Pedometer and Personal Navigation Applications," Analog Devices AN-602 Application Note, 2002.
- [8] J.Scarlet, "Enhancing the Performance of Pedometers Using a Single Accelerometer," Analog Devices AN-900 Application Note, 2005.
- [9] J. W. Kim, H. J. Jang, D-H. Hwang, and C. Park, "A Step, Stride and Heading Determination for the Pedestrian Navigation System," Journal of Global Positioning Systems, pp. 273-279, 2004
- [10] Chen R, Pei L, Chen Y. A smart phone based pdr solution for indoor navigation[J]. Proceedings of International Technical Meeting of the Satellite Division of the Institute of Navigation, 2011, 10(1):1404-1408.
- [11] Shin S H, Park C G, Kim J W, et al. Adaptive Step Length Estimation Algorithm Using Low-Cost MEMS Inertial Sensors[C]// Sensors Applications Symposium, 2007. SAS '07. IEEE. IEEE, 2007:1-5.
- [12] Lane N D, Georgiev P. Can Deep Learning Revolutionize Mobile Sensing?[J]. 2015:117-122.
- [13] Sathyanarayana A, Joty S, Fernandezluque L, et al. Correction of: Sleep Quality Prediction From Wearable Data Using Deep Learning[J]. Jmir Mhealth & Uhealth, 2016, 4(4).
- [14] Plötz, T, Hammerla N Y, Olivier P. Feature learning for activity recognition in ubiquitous computing[C]// International Joint Conference on Ijcai. DBLP, 2011.
- [15] 陈伟. 基于GPS和自包含传感器的行人室内外无缝定位算法研究[D]. 中国科学技术大学, 2010.
- [16] Grejner-Brzezinska D A, Toth C K, Moafipoora S, et al. DESIGN AND CALIBRATION OF A NEURAL NETWORK-BASED ADAPTIVE KNOWLEDGE SYSTEM FOR MULTISENSOR PERSONAL NAVIGATION[J]. Brzezinska, 2012.
- [17] Beauregard S, Haas H. Pedestrian dead reckoning: A basis for personal positioning[J]. In In Proc' of the Workshop on Positioning, Navigation and Communication (WPNC'06, 2006.

- [18] 邸文华, 刘昱, 黄镇彩. 基于 iOS 平台的步长计算方案与实现[J]. 电子测量技术, 2012, 35(9):32-35.
- [19] Bylemans I, Weyn M, Klepal M. Mobile Phone-Based Displacement Estimation for Opportunistic Localisation Systems[C]// International Conference on Mobile Ubiquitous Computing. IEEE Computer Society, 2009:113-118.
- [20] Jahn J, Batzer U, Seitz J, et al. Comparison and evaluation of acceleration based step length estimators for handheld devices[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2010:1-6.
- [21] Sy C, Cg P. MEMS Based Pedestrian Navigation System[J]. Journal of Navigation, 2006, 59(59):135-153.
- [22] 陈国良, 张言哲, 汪云甲,等. WiFi-PDR 室内组合定位的无迹卡尔曼滤波算法[J]. 测绘学报, 2015, 44(12):1314-1321.
- [23] Yang Z, Wu C, Zhou Z, et al. Mobility Increases Localizability: A Survey on Wireless Indoor Localization using Inertial Sensors[J]. Acm Computing Surveys, 2015, 47(3):1-34.
- [24] Rai A, Chintalapudi K K, Padmanabhan V N, et al. Zee:zero-effort crowdsourcing for indoor localization[C]// 2012:293-304.
- [25] Park K, Shin H, Cha H. Smartphone-based pedestrian tracking in indoor corridor environments[J]. Personal & Ubiquitous Computing, 2013, 17(2):359-370.
- [26] Wang J H, Ding J J, Chen Y, et al. Real time accelerometer-based gait recognition using adaptive windowed wavelet transforms[J]. Ginecol & Obstet, 2012, 43(1):591-594.
- [27] Sun Z, Pan S, Su Y C, et al. Headio: zero-configured heading acquisition for indoor mobile devices through multimodal context sensing[C]// ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. ACM, 2013:33-42.
- [28] Roy N, Wang H, Choudhury R R. I am a smartphone and i can tell my user's walking direction[M]. 2014.
- [29] Qian J, Ma J, Ying R, et al. An improved indoor localization method using smartphone inertial sensors[C]// International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. IEEE, 2014:1-7.
- [30] Steinhoff U, Schiele B. Dead reckoning from the pocket - An experimental study[C]// IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications. IEEE, 2010:162-170.
- [31] Qian J, Ma J, Ying R, et al. RPNOS: Reliable Pedestrian Navigation on a Smartphone[J]. Communications in Computer & Information Science, 2013, 398:188-199.
- [32] Correa A, Morell A, Barcelo M, et al. Navigation system for elderly care applications based on wireless sensor networks[C]// Signal Processing Conference. IEEE, 2012:210-214.
- [33] 耿永强, 危韧勇. 基于 ICA 和 SVM 的滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 电子技术应用, 2007, 33(10):84-86.
- [34] 徐川龙. 基于三维加速度传感器的人体行为识别[D]. 浙江工业大学, 2013.
- [35] Mednis A, Strazdins G, Zviedris R, et al. Real time pothole detection using Android smartphones with accelerometers[C]// International Conference on Distributed Computing in Sensor Systems and Workshops. IEEE, 2011:1-6.
- [36] 陈波, 余秋婷, 陈铁明. 基于传感器人体行为识别深度学习模型的研究[J]. 浙江工业大学学报, 2018(4).
- [37] Qian J, Ling P, Ying R, et al. Continuous Motion Recognition for Natural

- Pedestrian Dead Reckoning Using Smartphone Sensors[C]// Ion Gnss. 2014.
- [38] Devaul R W, Dunn S. Real-time motion classification for wearable computing applications[J]. 2001, 2001.
- [39] Sathyanarayana A, Joty S, Fernandezluque L, et al. Correction of: Sleep Quality Prediction From Wearable Data Using Deep Learning[J]. Jmir Mhealth & Uhealth, 2016, 4(4).
- [40] Li H, Trocan M. Deep learning of smartphone sensor data for personal health assistance[J]. Microelectronics Journal, 2018.
- [41] Chen Y, Zhong K, Zhang J, et al. LSTM Networks for Mobile Human Activity Recognition[C]// International Conference on Artificial Intelligence: Technologies and Applications. 2016.
- [42] Yang J B, Nguyen M N, San P P, et al. Deep convolutional neural networks on multichannel time series for human activity recognition[C]// International Conference on Artificial Intelligence. AAAI Press, 2015:3995-4001.
- [43] Bengio Y, Simard P, Frasconi P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult.[J]. IEEE Trans Neural Netw, 2002, 5(2):157-166.
- [44] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory.[J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
- [45] Graves A. Long Short-Term Memory[M]// Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks. Springer Berlin Heidelberg, 2012:1735-1780.
- [46] 廉英男. 基于移动终端的交通情境识别技术研究[D]. 浙江大学, 2017.
- [47] 张晓亮, 赵平, 徐冠青,等. 基于一种优化的 KNN 算法在室内定位中的应用研究[J]. 电子设计工程, 2013, 21(7):44-46.
- [48] 钟立扬, 崔超远, 王儒敬,等. 基于实时步长匹配的行人室内定位方法[J]. 计算机系统应用, 2017, 26(4):236-240.

致谢

恍然，时光飞逝，终究还是到了最后。匆匆无常，一念之间或可沧海桑田，变化种种难追天地一瞬。人生百年如此短暂，历经种种，或许直到湮灭的瞬间，仍不及大椿旦暮。因而，人何其弱小，相互扶持所得之物，又是何其可贵可叹可敬，需感恩，需感谢，需致敬。

近日诸事纷乱，初尝人生艰难困苦纠结，亦窥人心叵测晦暗难明，如坠永夜，举目无光，不知所往。幸有亲友师朋谅解开释，方得幸未入歧途。虽是一患，却也淬心炼性，或有所悟。运之一字妙不可言，或损或机不知何人可辨。

祖母慈慧伴我至今，全心付出敦敦教导，二十五载如一日，不辞劳苦助我成人，大恩恐言语难述。家父承重，担众多纷乱之困，理错杂黑暗之事，帮扶教诲不敢稍有忘怀。

恩师邓庆绪固然学识渊博，然从之所学最为重要者，仍是其为人所在，高山仰止，景行行止，平和待人，潜心所向。得师从恩师，闻其言传悟其身教，实乃一大幸事快事。周遭同届，李培旭、张可成、马俊辉、关庆伟、赵一帆、黄超、张倩、田秋等各有特性，或机敏，或聪慧，或朴实，或宽宥，可学之处不可计数，相处日久获益良多。师兄师姐谭爱平、佟海滨、韩美灵、沈大伟、孙磊等等多有扶持，实在万分感谢。幸得室友冯落落、焦通、曹成龙三人共享和谐欢愉之室，日间扶持告诫之语，不敢轻忘。周遭同学，可敬可赞者实多，与之共进得其指点，受益匪浅。校园日善，守藏之籍令人忘返，间或得沐书香，似略窥真意，通舒百骸。时日若此，不复何求。

另致敬致谢专家学者评审此文，于百忙中不吝审查与建议，助我学习，感激不尽。

寥寥数语，叹沧桑，表恩谢，不可抒胸中万一。

攻读硕士期间发表论文和参与项目

攻读硕士期间参与项目：

1. 2016.9~2018.12：国家自然科学基金项目：基于虚拟化的多核实时系统设计与分析技术研究（项目编号：61472072）。

2. 2017.9~2018.12：国家重大计划项目：管廊高危（燃气、热力）管道自动巡检、无线监测及健康管理系统和设备研究（项目编号：2017YFC0805005-2）。