Lea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

2016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，不包含其他人己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： 导师签名：

签字日期： 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例红外线定位、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，能够在极端环境下体现出更好的鲁棒性。

本文对步行者航迹推算技术PDR(Pedestrian Dead Reckoning)的各个步骤进行了研究，细化该技术的流程，包括数据收集、数据滤波、主轴选择、判步、滤步、步长估计、方向估计、高度移动、位置校正以及额外针对小车移动的位置计算，并对流程中每一个部分进行了研究，均尝试使用了不同的方法和参数，并对这些结果进行对比。其中在滤步、步长估计、高度移动中给出可使用深度学习进行判定的接口。本文尝试结合流程中各个部分，寻找定位效果、计算开销综合最佳的室内空间定位策略。

本文中提到的所有方法均已经实现，其中数据收集和数据标记实现在手机客户端，数据处理和存储、参数设定、定位计算、多种方法的对比实验等内容在实现在服务端，能够实时进行室内定位并对流程中各个方法进行对比，定位准确性良好。

**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

In recent years,

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

目录

[独创性声明 I](#_Toc519624095)

[摘要 II](#_Toc519624096)

[Abstract III](#_Toc519624097)

[第 1 章 绪论 7](#_Toc519624098)

[1.1 研究背景与意义 7](#_Toc519624099)

[1.2 国内外研究现状 8](#_Toc519624100)

[1.3 本文主要研究内容 9](#_Toc519624101)

[1.4 论文章节结构 10](#_Toc519624102)

[第 2 章 定位方案与数据处理 11](#_Toc519624103)

[2.1 定位方案 11](#_Toc519624104)

[2.1.1 步行者航迹推算 11](#_Toc519624105)

[2.1.2 传统惯性导航 12](#_Toc519624106)

[2.1.3 两种方法的比较 12](#_Toc519624107)

[2.2 数据收集 13](#_Toc519624108)

[2.2.1 手机传感器 13](#_Toc519624109)

[2.2.2 数据采集 14](#_Toc519624110)

[2.3 数据滤波 15](#_Toc519624111)

[2.4 本章小结 15](#_Toc519624112)

[第 3 章 步态分析 17](#_Toc519624113)

[3.1 主轴选择 17](#_Toc519624114)

[3.2 步态分析 18](#_Toc519624115)

[3.2.1 步态分析方法 19](#_Toc519624116)

[3.2.2 方法对比 20](#_Toc519624117)

[3.3 行为判断 21](#_Toc519624118)

[3.3.1 阈值判断 21](#_Toc519624119)

[3.3.2 有限状态机 21](#_Toc519624120)

[3.3.3 ANN 21](#_Toc519624121)

[3.3.4 KNN 21](#_Toc519624122)

[3.3.5 KMeans 21](#_Toc519624123)

[3.3.6 决策树 21](#_Toc519624124)

[3.3.7 LSTM 21](#_Toc519624125)

[3.4 数据保存 21](#_Toc519624126)

[3.5 步态分析与行为判断的整合 21](#_Toc519624127)

[第 4 章 步长估计 22](#_Toc519624128)

[4.1 固定数值步长估计 22](#_Toc519624129)

[4.2 基于人体规律的步长估计 22](#_Toc519624130)

[4.3 基于加速度的步长估计 22](#_Toc519624131)

[4.4 一般公式与公式族 22](#_Toc519624132)

[4.4.1 一般公式 22](#_Toc519624133)

[4.4.2 公式族 22](#_Toc519624134)

[4.4.3 分类方法 22](#_Toc519624135)

[4.5 步长估计方法对比 22](#_Toc519624136)

[4.6 本章小结 22](#_Toc519624137)

[第 5 章 方向判定 23](#_Toc519624138)

[5.1 方向判定方法 23](#_Toc519624139)

[5.2 方向判定对比 23](#_Toc519624140)

[5.3 本章小结 23](#_Toc519624141)

[第 6 章 纵向移动与位置校正 24](#_Toc519624142)

[6.1 纵向移动判定方法 24](#_Toc519624143)

[6.2 方法对比 24](#_Toc519624144)

[6.3 位置校正 24](#_Toc519624145)

[第 7 章 实验测试及结果分析 25](#_Toc519624146)

[第 8 章 总结与展望 26](#_Toc519624147)

[参考文献 27](#_Toc519624148)

[致谢 29](#_Toc519624149)

[攻读硕士期间发表论文和参与项目 30](#_Toc519624150)

# 绪论

## 研究背景与意义

随着时代的飞速变迁，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重要之地。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、射频设别定位技术、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。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，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)，是基于惯性导航的自主式技术，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、移动方向和每一步的位移长度，以初始位置作为起点，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，不依赖基础设施的搭建，灵活性良好，并可以满足一些极端环境下的定位需求。

目前，智能手机已经大量普及，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，进行室内空间定位的流程尚不完善，定位算法的精度仍有很大进步空间。

## 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，并且提出了切实的定位方法。

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。判步过程中，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，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，在此基础之上有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；第四种一般公式的方法，以微软研究院提出的一般方法作为基础进行变形或者处理，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。高度的位移检测多于平面检测分离，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非常火热，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较为火热，并且这些新的方法能够有效地提升手机的感知能力[11]。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[12]等已经有了不错的成果。

## 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，设计了使用手机惯性传感器进行室内空间定位更加细致完整的流程，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。

本文将步态分析细分为主轴选择、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，最后通过行为判断将不是一步的关键下标剔除。本文尝试减轻传统步态分析的计算开销，将步态分析中难以分辨的部分交给行为判断中进行，减少了步态分析的复杂程度，并很大程度地扩展了步态分析的灵活性。本文尝试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

在步长估计中尝试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、一般公式四个类型，并尝试将步长估计一般公式的进一步划分，根据设定的划分标准将步长划分为多种长度，进而将一般公式转化为一般公式族，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方法。

在纵向移动中明确将状态分成直行、向上移动、向下移动三类，使用机器学习、深度学习方法对当前状态进行分类，最后结合状态计算纵向的位移，并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。此外本文简单讨论了使用外部定位信息进行位置校正的基础思路。

本文在研究过程中实现了包括客户端和服务端的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。

## 论文章节结构

本文后序章节采用如下的组织结构方式：

1. 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、论文章节结构等内容进行介绍。
2. 为“定位方案与数据处理”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。
3. 为“步态分析”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，并分别尝试使用多种方法来更加准确地判断行人的移动的时机。
4. 为“步长估计”部分。本章主要介绍了在室内空间定位流程中平面上位移长度的估计。本文将步长估计的方法分成四类：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、一般公式与公式族，并分别使用多种方案和参数进行行人步长的估计。
5. 为“方向判定”部分。主要研究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方法。
6. 为“纵向移动与位置校正”部分。主要研究了基于分类思想对每一步进行纵轴移动状态的判断的方法，尝试使用简单的机器学习方法对每一步的状态进行分成直行、向上移动和向下移动三个状态，并结合预设的高度数值实现行人在纵轴上位移估计。本章还提出了在GPS等外部信号足够强的情况下，结合外部信号进行辅助定位的位置校正的基本思路。
7. 为“实验测试与结果分析”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。
8. 为“结束语”部分，总结本文工作并展望后续工作。

# 定位方案与数据处理

## 定位方案

### 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，本文对步行者航迹推算技术进行了细化，并在一些流程中引入了新的方法。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，判断这一步的移动方向，从而推断行人这一步的位移。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，结合数学模型估算行人这一步的位移步长长度，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，其基本的递推公式参见公式(2.1)所示。

 (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有所提及。

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，与需要步架设基础设施的室内空间定位技术如红外线定位技术、超声波定位技术、蓝牙定位技术、Wi-Fi定位技术、超宽带定位技术等技术相比，对基础设施的依赖性极少，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，在条件允许的情况下，需要每隔一段时间使用其他定位方案进行位置校正。

### 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，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，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惯性测量单元(Inertial Measurement Unit ,IMU)的精度难以满足这种技术在传感器精度上的需求，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。因此传统的惯性导航技术没有在行人室内空间定位和导航中大量应用。

### 两种方法的比较

上述两种方法均能够应用于空间定位，但是应用场景和条件并不完全相同。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，定位算法较为复杂，成本较高，适用于运毒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，步行者航迹推算相对更加适用于使用智能手机进行行人的室内空间定位。

## 数据收集

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，并设计实现了一套完整的室内空间定位实验系统。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数据收集，并在服务端进行数据处理和定位计算。

### 手机传感器

为了获取进行定位计算必要的参数信息，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进行计算。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，其三个轴向与手机的关系如图2.1所示。手机正面平放在桌面上时，Z轴指向上方，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。智能手机中配备的九轴惯性传感器常为micro electro mechanical systems(MEMS)，具有质量体积均较小、集成方便并且能耗较低等特点，因而被大量应用在便携的智能设备中，在机器人、汽车电子、导航等领域均有较为广泛的应用。

图2.1手机传感器三轴方向

Fig2.1 The axis for sensors in smartphone

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，原理依据于牛顿力学来计算物体的线速度，以此检测手机各个轴向上的加速度数据，其测量单位为m/s2。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精准的翻滚角、俯仰角和偏航角的角度信息。磁力计用于测量地磁场强度和方向，单位为micro tesla。在定位系统中用于校正陀螺仪和加速度传感器计算出的当前方向。

### 数据采集

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、服务端处理收据和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。

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，本文的主体为对利用这些数据进行步行者航位推算从而实现行人室内空间定位方法的研究。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机器学习和深度学习所需要的数据集，作为平面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，并在服务端参与定位持续的定位计算，直到这些数据离开缓冲区为止。

## 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。

步行者航位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2.2所示。

 (2.1)

算数平均滤波方法是对连续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，但是灵敏度会下降；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特征，本文将M设定为5，并可以对其动态设定。图2.2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，需要额外增加修正波幅的系数进行矫正，计算较为复杂并且对波形的平滑度改善情况不多，因此更复杂的滤波方法仅作为可选项使用。

图2.2 滤波前后的加速度计Z轴数据

Fig2.2 The Z-Axis data for accelerometer before and after the filter

## 本章小结

本章首先介绍了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，得到步行者航位推算更加适用于行人航迹推算和室内空间定位的结论。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。

# 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[13]，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。

本文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分类情况，扩展了步态分析的的灵活性和准确性。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后续的室内空间定位流程使用。

## 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。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，主轴可以为真实的加速度传感器三轴也可以为经过融合或者其他处理的数据。

主轴选择的意义在于选择出来的主轴信息将应用于PDR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、纵向移动等流程中参与计算。因此主轴选择对定位的效果具有非常重要的影响，在选择的时需要慎重。

本文尝试以加速度计三轴、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3.1。图3.1描述了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，而为了更加适应手机灵活的姿态，选择总加速度作为主轴更有效果。

 (2.1)

其中ax、ay、az分别为加速度传感器X、Y、Z三轴数据，ause为被选择为主轴数据的三轴总加速度。

图3.1 不同方法选定的主轴波形图

Fig3.1 The waveform for main axis data with different methods

## 步态分析

步态分析是步行者航位推算技术中核心功能之一，用于判断行人每一步的发生。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，造成的误差为0.5米到1米左右。提升传统步态分析的算法复杂程度，会因为使用主轴作为基准，数据量较少，导致效果并不理想。

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[14]。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，使得步态分析的职责更为单一。在步态分析中较为粗略地检测行人移动的发生，并且在此过程中大幅度减少数据量。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，根据不用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，为下一个流程的行为判断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。

### 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。

### 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，采样匹配的方法并不非常适用于步行者航位推算步态检测。

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。

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。

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。

## 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。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，剔除错误步和静止步等。

在本文所提出的的行为判断流程中，尝试使用阈值判断、有限状态机、人工神经网络、KNN、KMeans、决策树、LSTM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，最终将可能步集合转化为确定步集合，完成完整的步态分析过程。

### 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[15]，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。

### 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数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/s2,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，这个方法的缺陷在于灵活性不足，并且较为严格，可能会将正确的步也作为错误步剔除。

### 有限状态机

### ANN

### KNN

### KMeans

### 决策树

### LSTM

## 数据保存

## 步态分析与行为判断的整合

# 步长估计

## 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

## 一般公式与公式族

### 一般公式

### 公式族

### 分类方法

## 步长估计方法对比

## 本章小结

# 方向判定

## 方向判定方法

## 方向判定对比

## 本章小结

# 纵向移动与位置校正

## 纵向移动判定方法

## 方法对比

## 位置校正

# 实验测试及结果分析

# 总结与展望

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. Ruizhi Chen, Ling Pei, Yuwei Chen,”A Smart Phone Based PDR Solution for Indoor Navigatio,” Navigation," Proceedings of the 24th International Technical Meeting of The Satellite Division of the Institute of Navigation (ION GNSS 2011), pp. 1404-1408
11. Lane N D, Georgiev P. Can Deep Learning Revolutionize Mobile Sensing?[J]. 2015:117-122.
12. 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).
13. 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.
14. 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.
15. 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.

致谢

感谢大吸神教，让我长生不老！

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：