

基于冗余惯导信息融合的运动捕捉单元设计

宋 瑾

院（系）： 机电工程学院

专 业：飞行器制造工程

学 号：1130830119

指导教师：迟关心

2017 年 6 月

哈爾濱工業大學

畢業設計（論文）

題 目 基于冗余惯导信息融

合的运动捕捉单元设计

专 业 飞行器制造工程

学 号 1130830119

学 生 宋瑾

指 导 教 师 迟关心

答 辯 日 期 2017 年 6 月 23 日

摘 要

对人体的姿态和位置进行捕捉可以运用到很多领域,比如说动画制作和 VR 游戏当中,主流的方法是基于光学捕捉系统,但这种设备往往造价高昂,便携性不好。而惯性是物体的基本属性,基于惯性的运动捕捉系统具有全天候、便携性好的特点。

本文主要是设计了一种运动捕捉单元,该运动捕捉单元利用加速度计、陀螺仪和磁强计的信息进行位姿估计。首先对三种传感器的误差特性进行分析,简单进行标定,然后采用难度较大但是精度较高的 EKF 方法实时解算出姿态,系统的状态量设定为惯性捕捉单元的姿态四元数、陀螺仪的漂移和当地磁场干扰。

通过解算出来的姿态信息,将加速度的信号从载体坐标系换算到当地地理坐标系,再通过两次积分即可得到位置信息,但加速度的误差和姿态解算的误差都会导致最后得到的位置误差很大,由于在室内无法使用 GPS 信息,所以考虑利用人行走时的姿态特点,对位置误差进行修正。当检测到处于静止状态时,可以得到运动捕捉单元速度为零的信息,融合进 EKF 模型即可对位置进行修正。

最后采用动态捕捉系统对姿态解算的精度进行评价,在静止状态下的 pitch、roll 和 yaw 轴的角精度能达到 1° 。

关键词: 扩展卡尔曼滤波器; 四元数; 人体运动捕捉; 行人航位推算

Abstract

The gestures and positions of the human body can be used in many areas, such as animation and VR games, the mainstream method is based on optical capture system, but this device is often costly, portability and not good. The inertia is the basic attribute of the object, the inertia-based motion capture system has all-weather and portability features.

This paper mainly designed a motion capture unit, the motion capture unit using the accelerometer, gyroscope and magnetometer information for pose estimation. Firstly, the error characteristics of the three sensors are analyzed and the calibration is carried out. Then the EKF method with high precision is used to solve the attitude in real time. The state quantity of the system is set as the attitude quaternary of the inertial capture unit. Drift and local magnetic field interference.

Through the analysis of the attitude information, the acceleration of the signal from the carrier coordinate system converted to the local geographic coordinate system, and then through the twice integral to get the location information, but the acceleration error and attitude error will lead to the final error of position too large, because we can not use GPS information in the door, so consider the use of people walking attitude characteristics. When it is detected that the person is in a stationary state, the speed of the motion capture unit can be set zero, and the position can be corrected by integrating it into the EKF model.

Finally, the accuracy of the attitude calculation is evaluated by the dynamic capture system, and the angular accuracy of the pitch, roll and yaw axes in the stationary state can reach 1° .

Keywords: Extended Kalman filter, quaternion, human body motion tracking, pedestrian dead reckoning

目 录

摘 要	I
ABSTRACT	II
第 1 章 绪 论	1
1.1 课题背景及研究的目的和意义	1
1.2 可持续发展意义	3
1.3 基于微惯性的航姿参考系统	3
1.4 行人航迹推算	4
1.5 本文的主要研究内容	5
1.6 本文组织结构	6
第 2 章 总体设计	7
2.1 软件总体框架	7
2.2 姿态解算程序	8
2.3 行人位置估计程序	10
2.4 传感器标定	12
2.5 上位机显示	12
2.6 本章小结	13
第 3 章 软件具体实现	14
3.1 姿态解算程序实现	14
3.1.1 滤波器初始化	14
3.1.2 建模磁场变化	16
3.1.3 建立滤波等式	17
3.1.4 仿真验证算法	18
3.1.5 软件具体实现	21
3.2 行人位置估计程序实现	21
3.2.1 惯性导航部分	21
3.2.2 EKF 实现	24
3.2.3 静止状态检测	25
3.2.4 仿真验证	27
3.2.5 软件类图	28
3.3 传感器标定模块实现	28
3.3.1 加速度计和磁强计标定	28

3.3.2 陀螺仪标定	31
3.3.3 随机误差的估计	31
3.3.4 在 matlab 上实现	31
3.4 本章小结	33
第 4 章 实验结果与分析	34
4.1 引言	34
4.2 实验设备介绍	34
4.3 传感器标定	35
4.4 姿态解算结果与分析	35
4.5 本章小结	37
结 论	38
参考文献	39
原创性声明	41
致 谢	42

第1章 绪 论

1.1 课题背景及研究的目的和意义

随着人们消费水平的不断提高，社会对于影视动画的需求也在不断的增加，传统的动画制作方式已经不能很好的满足社会的需求了，人们迫切需要一种更加便捷更加快速的动画制作方式。而人体运动捕捉系统则能满足这样的需求。它可以实时获取人体在三维场景中的骨骼姿态信息，还有人在三维场景中的位置信息，这些信息导入到计算机中再结合后期动画制作软件即可快速制作精美的动画。

在另一方面由于 VR 概念的火热，人们也逐渐不在仅仅满足于传统的视频游戏，人们期待一种沉浸式体验更好的游戏方式。在 VR 游戏中，游戏需要实时获取人体的运动和位置信息，根据这些信息来进行计算，因此在 VR 游戏当中人体运动捕捉系统也是必不可少的。

如今，市场上已经有不少的运动捕捉系统，其原理也各有区别，有基于光学的，电磁的，超声波的各种形式的。这些形式的运动捕捉系统虽然精度较高但是其在实际使用过程中都存在弊端，比如说往往需要安装到现场，不具有便携的特点，还有就是价格都比较昂贵无法普及。

由于上述的原因和伴随着微机电系统（Micro-electromechanical Systems, MEMS）技术的不断突破，微机械惯性测量单元（MIMU）获得不断的发展，基于惯性的运动捕捉系统得到了广泛的应用。

由于惯性是物体的基本属性，所以建立在惯性原理上的运动捕捉系统无需任何外来信息，也不向外辐射任何信息，仅靠系统本身就能全天候自主实现三维定位和定向，是其他系统无法比拟的。传统的惯性传感器体积大，价格昂贵限制了这门技术的应用，但基于 MEMS 技术制作的三轴加速度计、三轴陀螺仪同微处理器与相应的集成电路组成的小型运动捕捉单元。相对于之前的惯性传感器，它具有体积小、重量轻、功耗少、成本低、集成化程度高等优点。能很好的集成到运动捕捉系统和 VR 眼镜当中。如图 1-1 所示是北京诺亦腾公司的一种运动捕捉系统。该运动捕捉系统中的核心是一个运动捕捉单元，如图 1-2 所示。

该运动单元完整集成了加速度计、陀螺仪和磁力计的测量数据，用来实时估计自身的姿态信息。该运动捕捉单元由于可以实时的输出姿态信息，可以认

为是一个航姿参考系统（Attitude Heading Reference, AHRS），AHRS 也可以用到小型无人飞行器如四旋翼上，或者其它需要姿态信息的场合。

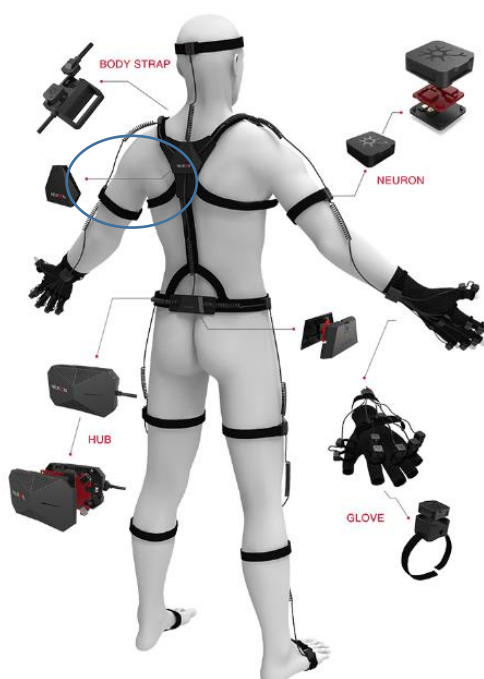


图 1-1 诺亦腾运动捕捉系统



图 1-2 运动捕捉单元

运动捕捉系统不仅需要获得人体关节的姿态信息，还需要获得人的位置信息，然而如果直接通过惯性器件来获得位置信息，只能将加速度积分两次来获取位置，加速度存在的微小误差会被很快放大到位置估计上，导致位置估计会很快发散，通常而言精确的定位时需要 GPS 的辅助。但是在人口密集的室内 GPS 信号会受到遮挡或被其他信号干扰导致延迟很高，所以在这种情况下运动捕捉系统确定位置无法依靠 GPS 所提供的信息。为了仅依靠惯性器件就能确定

人在室内的位置，这个方法被称为行人航迹推算（PDR）。

1.2 可持续发展意义

本课题的可持续发展意义重大，现在国外的光学动态捕捉系统，结构复杂，成本昂贵，严重耗费人力物力，而本课题所研发的动捕系统总体造价较低，能够方便的进行佩戴和使用，对人体安全无害。现在这方面我国公司暂时还落后于国外的公司，该课题不仅可以应用在人体运动捕捉上，另一个较常用领域是各种微型机器人的姿态估计，包括小型无人机等，应用前景广阔，对我国的经济发展有较大的意义。

1.3 基于微惯性的航姿参考系统

基于微惯性的航姿参考系统原理与传统的用于导弹上的惯导系统原理类似，均是建立在牛顿经典力学定律的基础之上。主要区别在于导弹上的惯性器件采用的是高精度的激光陀螺和静电陀螺等，而基于微惯性的航姿参考系统采用的是低精度的 MEMS 器件，但质量轻，价格便宜^[1]。

目前国内外关于这部分已经做出了不少的成果，主要分为两种基本理论框架，一种是基于互补滤波的，一种是基于 Kalman 滤波框架的。基于互补滤波的姿态解算算法主要是由 Mahony^[2]等人在 2006 提出的，该方法主要是考虑通过陀螺仪积分得到的姿态容易受高频噪声干扰。而由磁强计和加速度获得的姿态信息动态性能不好^[3]。通过互补滤波器将两种信号融合起来即可有效剔除低频部分的累积误差和高频部分的噪声干扰，而基于 Kalman 滤波框架的算法，最早是由 Yun.X.P 等^[4]在 2006 年提出的，为此框架下的开山之作，该方法利用四元数来表示姿态信息，采用 QUEST 方法估算到的姿态作为量测值。接下来在 2008 年，他又对该方法进行了改进^[5]，不采用 QUEST 方法估算姿态，因为在 QUEST 方法中磁强计不仅影响航向角的估计也影响其它两个角度的估计，他提出一种 FQA 方法来估计姿态^[6]，该方法原理上同双矢量定姿相同，只不过该方法最终的输出结果为四元数而不是旋转矩阵。接下来在 2011 年，Sabatini AM 等提出一种基于扩展 Kalman 滤波的姿态估计算法，并能实时估计陀螺仪的漂移和当地磁场干扰^[7]，为了解决姿态估计过程中额外加速度的问题，2015 年 Ligorio Gabriele 等提出了一种基于 Gauss-Markov 模型的加速度分离算法^[8]。国内在这方面也做了很多研究，如清华大学的刘新川等也提出了一种基于四元数的姿态解算算法^[9]，另外有一些研究是用于无人机的姿态解算，如 2015 年，宋宇等在

无人机上利用 EKF 实现姿态估计^[10]。

由于这个方向前景广阔，也有不少公司做过该方向的产品，市面上主要有荷兰的 Xsen 公司和中国的诺亦腾公司，Xsen 公司的最新产品为 MTi-300 AHRS，国内的诺亦腾公司的 NEURON 产品，表格 1-1 比较二者的静态精度

表格 1-1 静态精度比较

公司名称	最新产品	俯仰角	横滚角	偏航角
Xsen（荷兰）	MTi-300 AHRS	0.5 度	0.5 度	1 度
诺亦腾（中国）	NEURON 节点	<1 度	<1 度	<2 度

Lopez-Nava 等人在 2016 的一篇综述中总结了用于人体动作捕捉系统的研究现状^[11]，从中我们可以得到采用加速度计+陀螺仪+磁力计的传感器组合方案占总体的 73%，同时捕捉位置的占 18%，剩下的 82%只捕捉姿态，在传感器融合算法的选择上 46%的方案选择的是基于 Kalman 滤波的方法。

1.4 行人航迹推算

室内定位技术方案有许多种，基于 GPS 的室内定位技术，信号在室内传播衰减严重，定位精度较差^[12]；基于短距离传输的定位技术其覆盖范围小，为了获得较高定位精度，需要增加硬件成本为代价，而基于惯性传感器的室内定位技术凭借传感器设备体积小、成本低，且自主式定位的优势被广泛应用于室内定位系统中^[13]。

传统的航位推算（Dead Reckoning）利用高精度的惯性传感器和磁力计在已知初始条件的情况下推算出当前时刻载体的位置^[14]，多用在潜艇、飞行器等军事目标上，如果使用廉价的基于 MEMS 的惯性传感器二次积分获得位置，误差会迅速增大^[15]，所以一般的行人航位推算（Pedestrian Dead Reckoning, PDR）通过 IMU 的输出估测步行的步数、步长和行进的方向来推算位移，这样可以将位置估计误差控制在 10%以内。

PDR 的基本原理在于零速更新算法（Zero Velocity Update, ZUPT），该算法将惯性测量单元安装在行人的脚部^[16]，虽然人在奔跑或者行走的过程中其重心速度不为零，但是安装有惯性测量单元的足部相对于当地地理坐标系的速度确实零。可以将这个信息加入到 Kalman 滤波中来抑制传感器的噪声，得到准确的行人位置信息。

基于微惯性传感器的 PDR 方法，国内外做了许多的研究，早在 2010 年 AR Jiménez 等人就提出了基于 EKF/INS 的 PDR 算法，该方法主要提出了一种基于 EKF 框架的 PDR 算法，但还有许多的细节没有实现。而在 2012 年 Yun, Xiaoping 等提出了一种基于互补滤波的 PDR 算法^[17]，该算法由于基于互补滤波所以实现较为简单，在零速更新后，计算出速度偏移值，反过来在修正速度，最后积分得到位置。国内在这方面也做了不少的研究，比如在 2016 年王立兵等人就提出了一种足部安装 MEMS-IMU 的个人导航系统^[18]。

在基于惯性的室内导航定位系统方面，国外的代表公司有 Honeywell、SEERTechnology，产品的定位精度基本上为 2%-5%，即 100m 位置定位误差在 2~5m，国内的公司如微迈森、和格纳微科技，其中格纳微科技号称基于普通的低成本 MEMS 方案能将定位精度达到 0.3%。

1.5 本文的主要研究内容

从上述说明可以看出基于微惯性的运动捕捉系统具有广阔的应用前景，而运动捕捉单元作为其中的核心部件是极其复杂的，本项目旨在基于低成本开源硬件 IntoRobot 开发板，如图 1-3 所示，实现航姿参考系统和行人航位推算系统，相对于市面上已有的解决方案，能在较低成本上获得较高的精度，实现了一种低累积误差的运动捕捉方案。本文的主要研究有以下几个方面。

整体架构

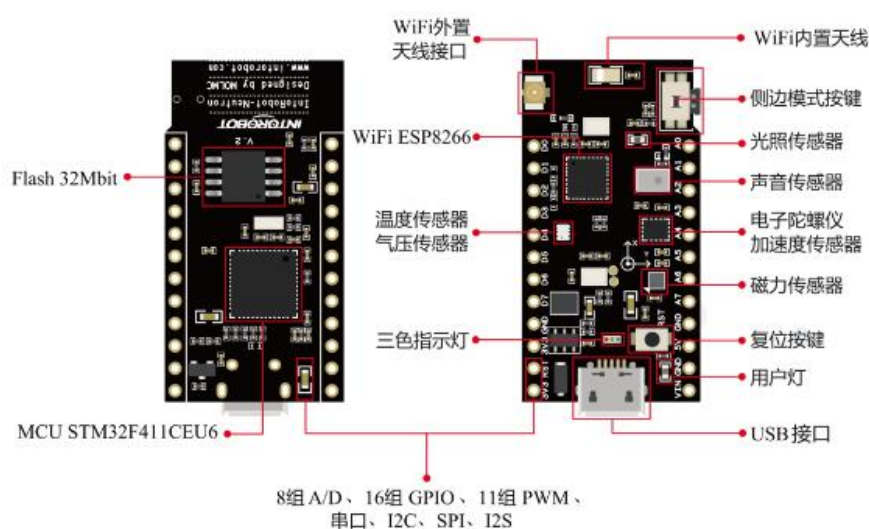


图 1-3 IntoRobot 开发板

- 1) 对惯性传感器的误差模型进行分析，标定其各种参数，分析其随机误差特性。
- 2) 采用状态增广的方法建立 Kalman 滤波模型，实时估计姿态四元数和陀螺仪漂移和当地磁场干扰，实现 3 维姿态估计，其中 pitch、yaw、roll 角静态精度高于 1 度。
- 3) 采用 INS-EKF 方法实现 PDR 算法，进行仿真分析。

1.6 本文组织结构

本文各章节的安排如下：

第一章主要讨论了基于惯导的运动捕捉单元的发展前景和意义，总结了国内外当前的研究近况，概述了本文的主要研究内容，最后介绍了本文的组织结构。

第二章介绍了软件的总体设计，首先介绍软件的总体框架，然后分小节介绍了各个模块的设计理念，所使用的大致方法。软件实现的大致流程。最后展示了利用 Matlab 绘制的上位机显示窗口。

第三章详细介绍了各个模块的设计细节，包括姿态解算程序所采用的算法细节，滤波等式的建立，基于 Simulink 的仿真验证实验。对于行人位置估计程序，主要介绍了其各个子模块的具体实现，包括 INS 模块和静止状态检测模块。最后分析了该程序的 UML 类图。对于传感器标定而言主要是介绍了如何进行标定，以及一个算法验证的仿真实验。

第四章是本文的实验部分，介绍了如何在 IntoRobot 板上编写整个姿态解算算法，整个软件的框架和算法流程，最后演示了在动捕系统对姿态解算算法的精确度进行评价。

第2章 总体设计

2.1 软件总体框架

软件总体框架如图 2-1 所示

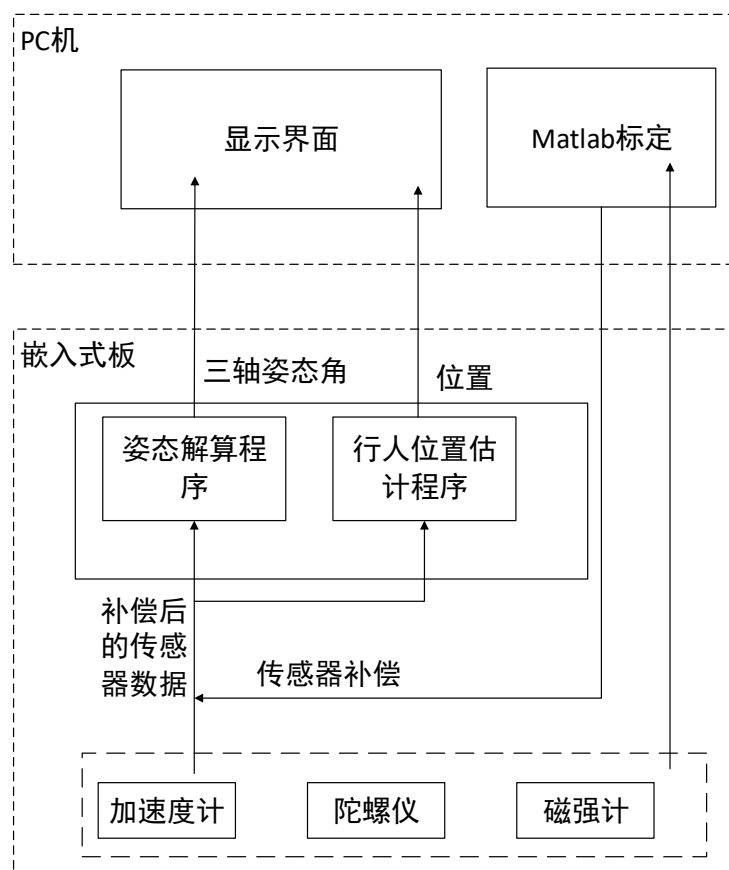


图 2-1 软件总体框架

整个软件的运行环境分两大部分，一部分运行在 PC 机上，另一部分运行在 IntoRobot 嵌入式板上。运行在 PC 机上的有两部分，一部分是显示界面，用来实时显示运动捕捉单元的姿态信息和位置信息，采用 Matlab 的 GUI 界面进行编写，该部分与嵌入式板之间通过串口进行通信。第二部分是传感器标定部分，该部分读取一段时间内的传感器数据，运行 Matlab 脚本标定传感器的参数。运行在 IntoRobot 嵌入式板上的程序也分为两部分，第一部分是姿态解算程序，该程序实时利用补偿后的九轴传感器数据来估计嵌入式板自身的姿态信息，第二部分是行人位置估计程序，该程序实时利用补偿后的九轴传感器数据来估算人的位置。

需要注意的是，这两个程序并不是都存在于一块 IntoRobot 嵌入式板上，而是分别被写入到两块不同的嵌入式板上，写有姿态解算程序的嵌入式板用来捕捉关节的姿态信息，而写有行人位置估计程序的嵌入式板则与足部固连用来捕捉人的位置，不输出姿态信息。

采用的传感器如图 2-2 所示，其中所使用的加速度计和陀螺仪为 BMI160，为博世公司生产的小型，低功耗、低噪声的惯性测量单元。磁力计为博世公司生产的 BMM150，该传感器连接在 BMI160 上。

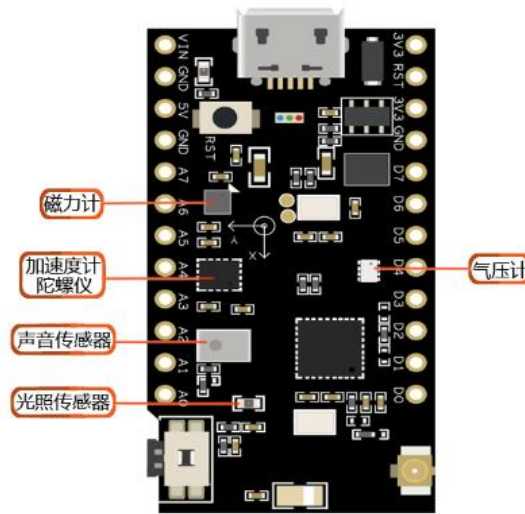


图 2-2 开发板传感器

2.2 姿态解算程序

姿态解算的目的就是求解传感器的载体坐标系，即运动捕捉单元自身相对于当地地理坐标系的变换矩阵，也就是运动捕捉单元的姿态信息。

两个坐标系之间的变化可以用方向余弦阵表示，其中的 C_n^b 即为需要求解的姿态变换矩阵

$$X^b = C_n^b X^n \quad (2-1)$$

但方向余弦求解计算量大，且求解三角函数会出现奇异点，所以我采用四元数可以表示姿态变换，四元数可以表示为 $q = [e^T, q_4]^T$ ，其中 $e = [q_1, q_2, q_3]^T$ 。

姿态解算算法是实现运动捕捉单元的关键，姿态解算算法能够利用加速度计、陀螺仪和磁强计的读数实时估计运动捕捉单元的姿态，现在主要的方法有基于互补滤波、基于梯度下降的和基于扩展卡尔曼滤波的。前两种方法计算量

较小，实现较为简单，但效果一般，基于卡尔曼滤波的方法，是状态估计的一种常用方法，最早被美国航天局用于导弹的姿态解算，是一种最小方差的最优估计方法，但该方法需要建立较为复杂的状态方程，如果方程是非线性的，还需要将该方程进行线性化，这就产生了扩展卡尔曼滤波。本文采用基于扩展卡尔曼滤波的方法。姿态解算程序的流程图如图 2-3 所示。

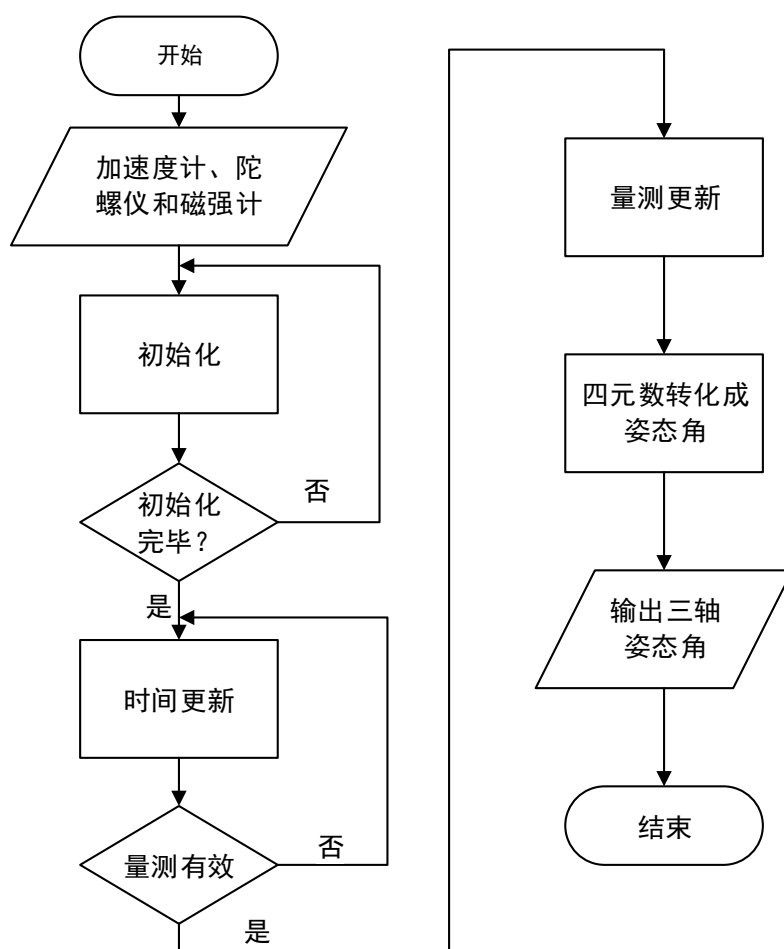


图 2-3 姿态解算程序流程图

该程序启动后，首先进行初始化，由于运动捕捉单元的初始姿态和当地地磁矢量未知，所以需要初始化过程对初始姿态和当地地磁矢量进行估计。初始化完毕后就直接进入 Kalman 滤波姿态估计当中。已知初始姿态和当前时刻的陀螺仪测量值可以直接估计出下一时刻的姿态，这一步叫时间更新。但这只利用到了陀螺仪的信息，当运动捕捉单元的线加速度为零时，即加速度计只测量重力，这时可以利用加速度计来修正俯仰角和滚转角，当磁干扰较小时，可

以利用磁强计的测量值来修正航向角。因此当检测当上述条件成立时，可以利用量测值来修正只经过陀螺仪估计出的姿态信息。滤波器在每个时刻输出估计的姿态四元数，将其转换为三轴的姿态角即可得到最终的输出。

2.3 行人位置估计程序

在上一小节中我们利用基于 EKF 的姿态解算算法求出了运动捕捉单元相对于当地地理坐标系的坐标变换矩阵，理论上将加速度计在载体坐标系下的测量信息经过这个坐标变换矩阵变换到当地地理坐标系下并积分两次即可得到位置信息，但这个过程中间会存在各种误差，比如坐标变换矩阵和加速度测量信息的微小误差，这些误差经过两次积分后会被很快放大，且不可抑制，最终导致最后估计的位置极度的不准确。

因此只有将应用场景限定在一种实际的应用情形上才有可能得到较为准确的位置信息，比如估计行人在室内的位置，这是我们将应用场景限定在人身上，将惯性测量单元固定在人的足部如图 2-4 所示，利用人在行走过程中的信息来对速度和角速度进行修正。



图 2-4 行人位置示意图

行人位置估计程序的整体框架如图 2-5 所示，该程序首先利用加速度计和陀螺仪的测量值来检测足部是否处于静止状态，如果检测到处于静止状态，即可产生量测值，将该量测值输入到 EKF 模块即可得到误差量。与此同时，惯导模块利用传感器输入计算出位置信息，利用 EKF 估计出的误差量对该位置信息进行修正，得到最终的位置输出量。

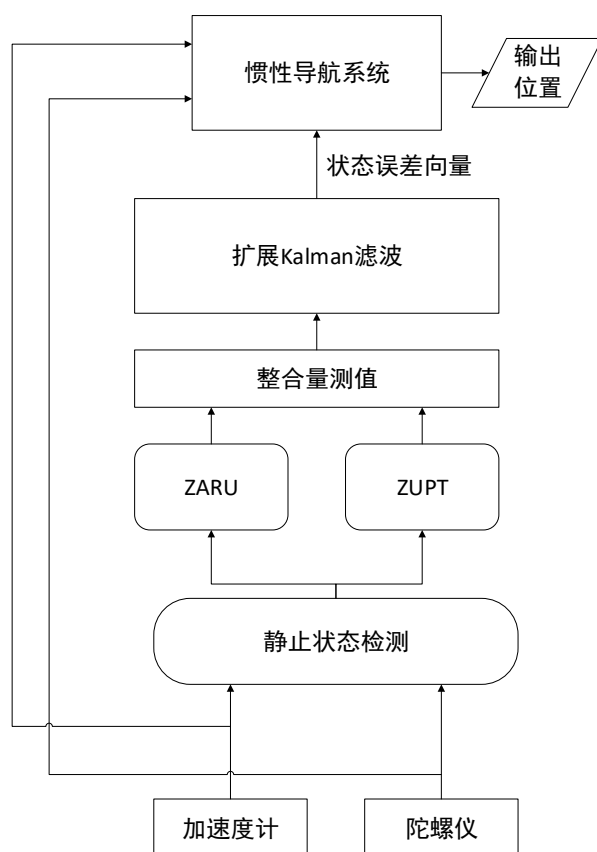


图 2-5 行人位置估计程序

该程序的创新之处在于利用人行走时的额外信息来修正速度和位置。当人在行走时，其固定有运动捕捉单元的足部会不断循环“静止”和“摆动”两种状态，如图 2-6 所示。

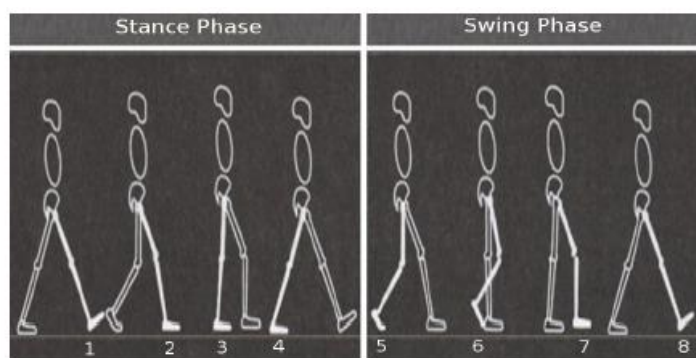


图 2-6 人行走模型

当人处于“静止”状态时，其足部的速度理应为零，但由于各种误差导致

检测到的速度并不为零，因此可通过这个方法对足部速度进行修正。

如果人在行走时检测到足部处于“静止”状态，那我们可以通过分析得到一些观测量对估计的误差进行修正，主要有如下两个方面：

1) ZUPT，零速度更新

$$\Delta v_k^b = v_k^b - [0 \ 0 \ 0] \quad (2-2)$$

当检测到“静止”状态时，将导航部分计算得到的输出速度 v_k^b 减去理论上的速度零，得到观测值。

2) ZARU，零角速度更新

$$\Delta \omega_k^b = \omega_k^b - [0 \ 0 \ 0] \quad (2-3)$$

当检测到“静止”状态时，陀螺仪输出的角速度理论上应该等于零，因此用当前陀螺仪的输出减去理论上的零所得到的 $\Delta \omega_k^b$ 即表示陀螺仪的漂移。

EKF 能得到量测信息仅当人的足部被检测到处于静止状态，这个静止状态的准确检测对最后结果的精确度影响很大，因此需要采用多个条件进行检测，只有当这些条件全部满足时，才确定为静止状态，具体实现见 3.2 节。

2.4 传感器标定

本项目使用的加速度计、陀螺仪和磁强计均为 MEMS 器件，在整个姿态解算算法中，由算法引起的误差是小量，而由于 MEMS 惯性器件本身引起的误差能占到整个姿态解算误差的 70% 以上，因此对这三种传感器进行标定就显得特别重要。

对于惯性传感器而言主要的误差来源有零偏误差、标度因数误差、非正交误差和安装误差。

$$u = RTS(y - b) \quad (2-4)$$

其中 u 表示去除误差后真实的值， y 表示未经处理的传感器读取数据， b 表示零偏误差， S 表示标度系数误差， T 表示非正交误差， R 表示安装误差。

本文主要采用 Z.Q.Zhang 在 2015 年提出的标定方法^[19]，进行标定，具体细节参见 3.4 小节。

2.5 上位机显示

实时解算出来的姿态和位置信息需要再返回给用户，因此在 Matlab 实现一个 GUI 界面用来显示，其效果如图 2-7 所示，能实时显示三轴姿态角的变化曲线，以及三轴姿态角的信息。采用一个三角片来抽象代替运动捕捉单元，能实时追踪运动捕捉单元的姿态变化。

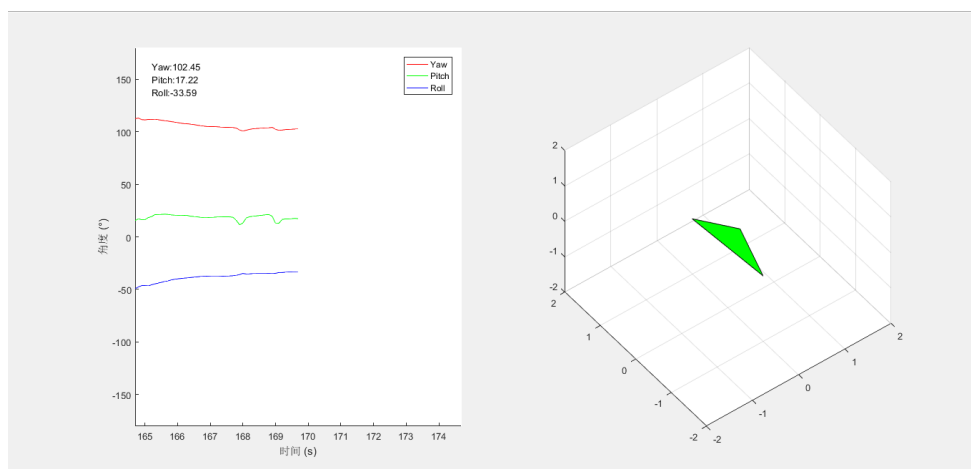


图 2-7 界面显示

2.6 本章小结

本章主要介绍整个软件的框架，简单介绍了软件所包含的各个模块，包括姿态解算程序，行人位置估计程序等模块。大概介绍了姿态解算程序所采用的方法和整个流程。介绍了为什么要再设计一个行人位置估计程序，以及行人位置估计程序的实现思路以及实现的大致流程。最后简单的提了一下传感器标定，展示了上位机显示程序。

第3章 软件具体实现

3.1 姿态解算程序实现

在小型无人机上使用较多的姿态解算程序一般都是基于互补滤波算法实现的，该方法虽然较为简单，但是实际效果并没有基于卡尔曼滤波的效果好。本姿态解算程序采用基于卡尔曼滤波的方法，接下来详细介绍本文所采用的基于EKF的姿态解算算法的原理和设计过程^[7]。

该算法的主要特点有两点，第一点是充分考虑了磁场干扰的影响，将磁场干扰建模为一个一阶高斯马尔可夫模型，有效的抑制了在室内的各种磁干扰。第二点是将陀螺仪漂移和磁场干扰包含在了滤波框架内，使整个算法可以实时估计出陀螺仪的漂移并修正，但这也大大的提高了模型的复杂程度，致使在将方程线性化的过程中，雅可比矩阵形式十分复杂。

3.1.1 滤波器初始化

首先需要初始化滤波器，初始化过程如图 3-1 所示，通常情况下我们并不知道当地地磁矢量的大小，原则上可以通过地球磁场模型来获得这个值，但这对实际使用过程中是不现实的，本文采用一种简单的初始化方法，刚开始让惯性测量单元静止大约 5s，计算出这段时间的加速度测量和磁场测量平均值，利用加速度测量的平均值和当地重力矢量可以估算出惯性测量单元的 pitch 和 roll，默认假定当地地磁矢量与地理坐标系的正北向重合，可以算出 Yaw 角，从而可以估算出初始姿态四元数。利用这个初始姿态可以将磁场测量平均值投影到水平面上，将这个投影值当做当地地磁矢量大小的估计。这些设定的初始值在理论上总是有偏的，但只要滤波器系统是渐进稳定的，随着滤波步数的增加，初值的影响将逐渐消失。

为了建立滤波方程需要先建模传感器测量模型，陀螺仪测量的是时变的惯性测量单元的角速度，加速度计测量的是常量的重力加速度和惯性测量单元的加速度之和，磁强计测量的是常量的当地地磁矢量和时变的周围的磁场影响，因此我们可以将传感器测量方程写成如式(3-1)的形式。

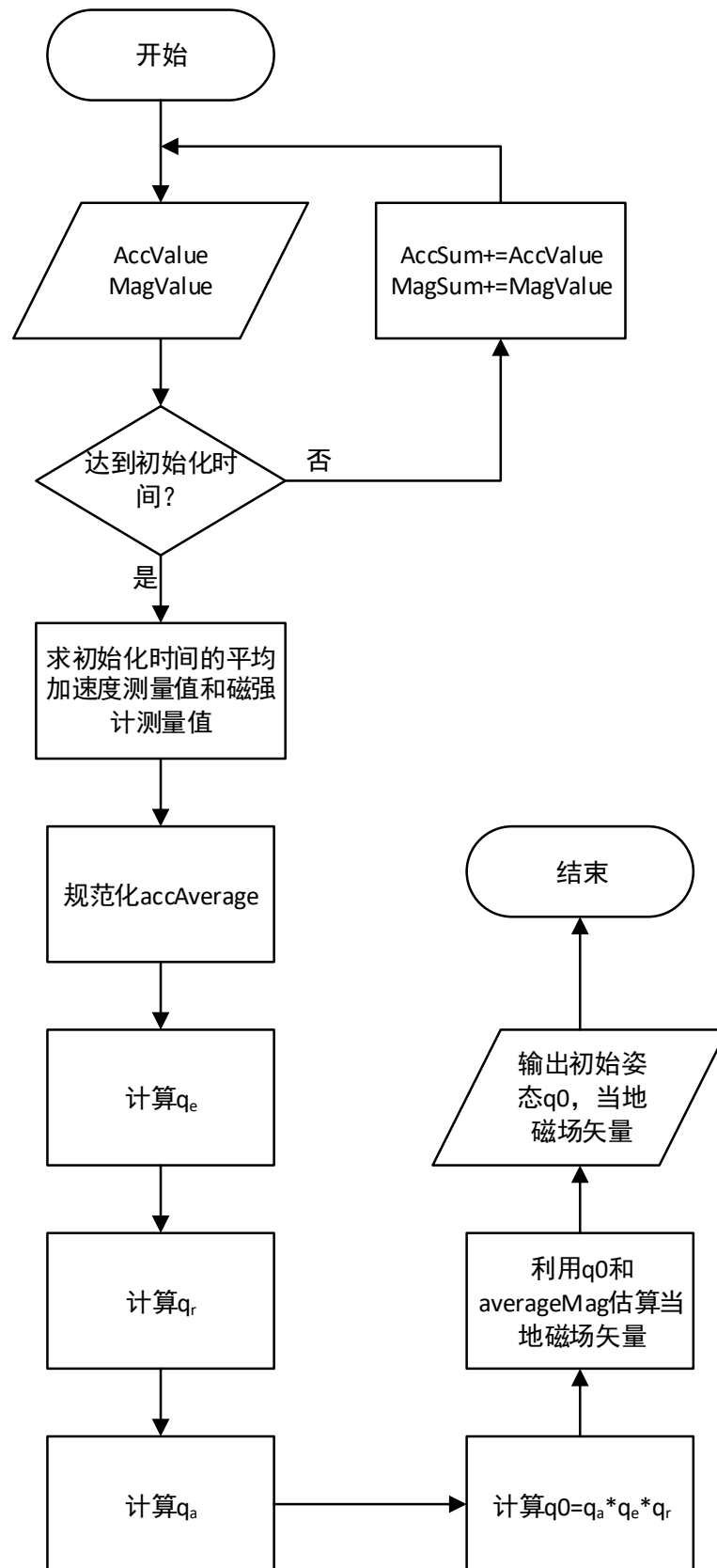


图 3-1 初始化

$$\begin{cases} w_m = K^g w_{body} + b^g + v^g \\ a_m = K^a C_E^B (-g + a_{body}) + b^a + v^a \\ h_m = K^m C_E^B (h + b^h) + b^m + v^m \end{cases} \quad (3-1)$$

但当启动之后，陀螺仪的漂移会随时间缓慢变化，通常情况下可以在姿态解算算法之外另外在加上一个陀螺仪漂移补偿算法。但是可以在卡尔曼滤波框架中采用一个随机游走过程来解决这个问题。

$$\frac{d}{dt} b^g = w_g \quad (3-2)$$

其中 w_g 表示高斯白噪声，其均值为零、协方差矩阵为 $\Sigma_g^b = {}^b\sigma_g^2 I_{3 \times 3}$ ，对滤波框架进行小的设计，可以将对陀螺仪的漂移的补偿整合进滤波框架中。

对于缓慢移动的物体而言，我们可以进一步简化量测方程，可以认为 $a_{body} \approx 0$ ，这么简化是可以的，对于需要姿态信息的大部分场合而言，物体不会一直处于加速状态，纵使有一小段时间的加速状态，解算的姿态结果在这一小段时间里会有误差，但由于陀螺仪并不受此影响，所以陀螺仪可以提供足够准确的信息，当加速阶段结束后，滤波器会很快稳定到正确的值。

由测量方程可以看到，我们使用重力矢量作为参考，可以校准俯仰角和滚转角，如果当地磁场矢量已知，可以将其作为参考校准航向角。

3.1.2 建模磁场变化

磁强计测量地球磁场矢量加上任何周围的磁场干扰，如果想要利用磁强计来校准航向角，我们需要知道周围磁场环境的磁矢量的大小和方向，如果在室外环境中，我们可以认为磁场是均匀统一的地磁场，但是在室内环境中，由于各种电磁设备的干扰，室内的磁场往往是不均匀的，想要精确确实室内的磁场干扰源并建模室内磁场环境通常是十分困难也不现实的，因为磁场干扰并不是一成不变的，也是会随着时间的变化的。

当惯性测量单元在一个磁场不均匀的环境中移动时，它周围的磁场的大小和方向都会发生变化，我们可以将这些磁场干扰表示为在当地地理坐标系下的 b^h ，为了阻止航向角漂移，我们可以在卡尔曼滤波框架中加入对磁场干扰 b^h 的估计，可以采用一个一阶高斯-马尔可夫随机过程来表示磁场干扰：

$$\frac{d}{dt} b^h = -\alpha b^h + w_h \quad (3-3)$$

3.1.3 建立滤波等式

EKF 的一个重要的特点是它可以通过增加状态向量的手段来提供对未知量的估计，因此，就像前面所说的一样，我们可以将陀螺仪漂移和当地地磁矢量的干扰作为额外的状态分量加入到 kalman 滤波框架中，可以建立连续时间系统模型如下：

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} q = \Omega(w) q \\ \frac{d}{dt} b^h = -\alpha b^h + w_h \\ \frac{d}{dt} b^g = w_g \end{cases} \quad (3-4)$$

为了在嵌入式板中实现这个模型，我们需要将上述的连续时间模型离散化，离散时间模型允许基于采样时刻来表述状态量的传播

$$\begin{bmatrix} q(k) \\ b^h(k) \\ b^g(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi_{k-1} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \exp(-\alpha T_s) I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q(k-1) \\ b^h(k-1) \\ b^g(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} w^q(k-1) \\ w^h(k-1) \\ w^g(k-1) \end{bmatrix} \quad (3-5)$$

其中

$$\begin{aligned} \Phi(k-1) &= \cos(|\tilde{w}(k-1)| T_s / 2) I_{4 \times 4} + \frac{\sin(|\tilde{w}(k-1)| T_s / 2)}{|\tilde{w}(k-1)| T_s / 2} \Omega(\tilde{w}(k-1)) \\ \tilde{w}(k-1) &= w_m(k-1) - b^g(k-1) \end{aligned} \quad (3-6)$$

过程噪声 $w^q(k-1)$ 描述了陀螺仪测量噪声是如何影响下一时刻的姿态四元数

$$w^q(k-1) = -\frac{T_s}{2} \Xi(q(k-1)) v^g(k-1) \quad (3-7)$$

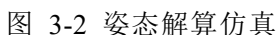
三个过程噪声分量假定是不相关的，那么过程噪声协方差矩阵拥有对角块矩阵的形式，可以写成如下形式

$$Q(k-1) = \begin{bmatrix} \sigma_g^2 (T_s / 2)^2 \Xi^T(q(k-1)) & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & \sigma_h^2 \frac{1 - \exp(-2\alpha T_s)}{2\alpha} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & (\sigma_g^b)^2 T_s I_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (3-8)$$

量测方程可以写成如下形式

量测方程和状态转移方程都是非线性的，所以要将这两个方程线性化，需要分别求他们的雅可比矩阵，其具体形式太过于复杂，可以参见源代码。

为了验证我采用的算法理论上的正确性，建立了 Simulink 仿真模型进行算法验证，仿真模型如图 3-2 所示。



进行仿真，仿真 60s，绘制 Yaw 的估计与真实之间的误差如图 3-4 所示，Pitch 的估计与真实之间的误差如图 3-5 所示，Roll 的估计与真实之间的误差如图 3-6 所示。

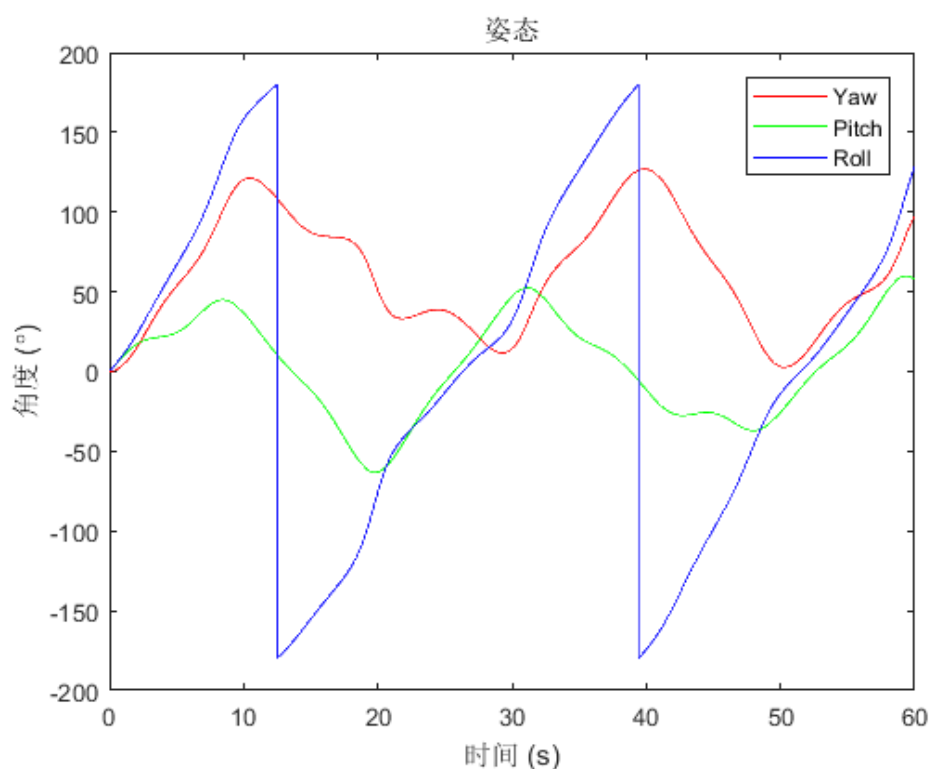


图 3-3 仿真的姿态

同时我们还应当设置仿真要用的各种参数，如表格 3-1 所示。

表格 3-1 仿真参数

零均值高斯白噪声标准差	值
σ_g 陀螺仪测量噪声	$0.4^\circ/\text{s}$
σ_a 加速度计测量噪声	0.05 m/s/s
σ_h 磁力计测量噪声	0.001 Gauss/s
$^b\sigma_g$ 陀螺仪漂移噪声	$0.01^\circ / \text{s/s}$
$^b\sigma_h$ 磁场干扰噪声	0.01 Gauss/s/s

然后计算 Yaw、Pitch 和 Roll 三轴姿态角的 RMES 可得

$$RMSE_{pitch} = 0.0662^\circ$$

$$RMSE_{roll} = 0.0982^\circ$$

$$RMSE_{yaw} = 0.2300^\circ$$

从仿真结果可以，该基于 EKF 的姿态解算算法可以很好的抑制陀螺仪、加速度计和磁强计的噪声影响，得到精确的姿态角信息。

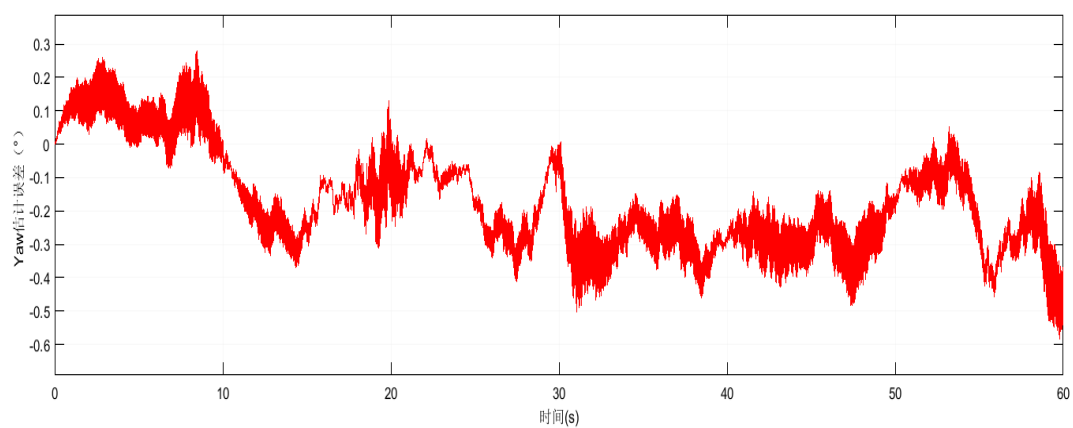


图 3-4 Yaw 角误差

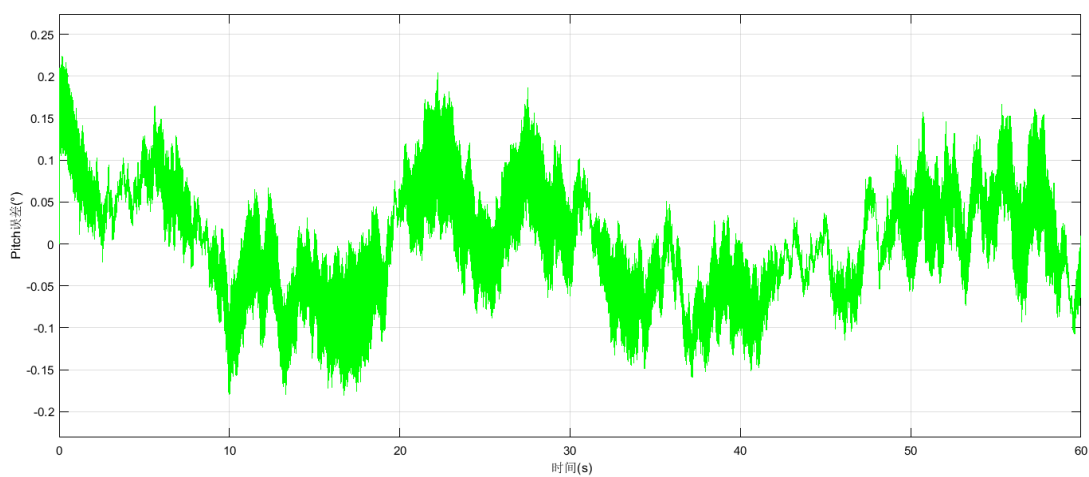


图 3-5 Pitch 角误差

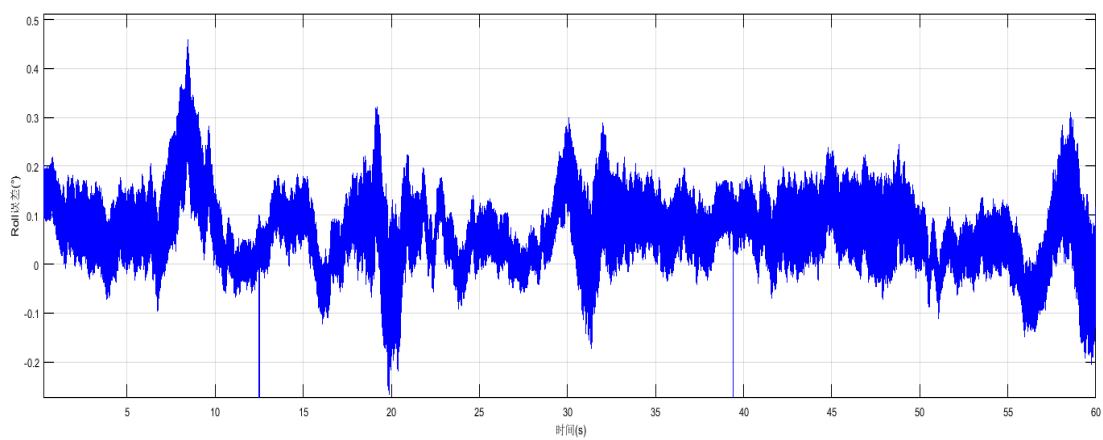


图 3-6 Roll 角误差

3.1.5 软件具体实现

编写 C++ 代码在板上具体实现该 EKF 姿态估计流程如图 3-7 所示。该程序首先进行初始化，具体过程如 3.1.1 小节所示，初始化后可以得到运动捕捉单元的初始姿态，用这个初始姿态来初始化滤波器的初始值，可以使滤波器更快的稳定。接下来利用陀螺仪的测量值来进行时间更新，首先更新 A 矩阵， W 矩阵，并计算状态一步预测和状态一步预测均方误差。接下来检测量测值是否有效，如果加速度和磁强计的测量值无效，则直接输出时间更新过程中的状态一步预测值，如果量测值有效，则可以进行量测更新，在量测更新过程，首先更新量测雅可比矩阵 H ，再计算滤波增益 K ，计算出滤波增益后即可计算出利用了量测值的状态估计值，最后需要再计算一下状态估计均方误差矩阵 P 。这个 P 矩阵准确描述了状态估计量的均方误差，滤波的目的即使要求这个均方误差阵逐渐减小。量测更新的频率一般小于时间更新的频率，对于高动态系统而言，频率一般越高越好，这里考虑到嵌入式板的计算性能，将更新频率设定为 100HZ。

3.2 行人位置估计程序实现

行人位置估计程序主要有惯性导航部分，行人静止状态部分以及 EKF 三部分组成^[20]。这三部分是互相依赖的关系，行人静止状态检测部分用来判断固定于足部的运动捕捉单元是否处于静止状态，检测到静止后即可更新 EKF 得到新的状态误差向量，利用测量到的加速度计和陀螺仪的值，以及状态误差向量即可得到位置信息。

3.2.1 惯性导航部分

惯性导航 (INS) 算法部分使用每一个采样时间点的加速度计和陀螺仪的测量值 a_k^b 和 w_k^b 作为输入，利用 EKF 中的误差状态量修正这些输入，最后输出惯性测量单元的姿态，速度和位置信息。EKF 的状态量包括十五维的误差状态向量，如式(3-10)所示。

$$\delta x_k = [\delta \varphi_k, \delta w_k^b, \delta r_k, \delta v_k, \delta a_k^b] \quad (3-10)$$

这个十五维的误差状态向量包括陀螺仪和加速度计的估计漂移 δw^b 及 δa^b ，姿态估计误差 $\delta \varphi$ 和位置与速度误差 $\delta r, \delta v$ 。

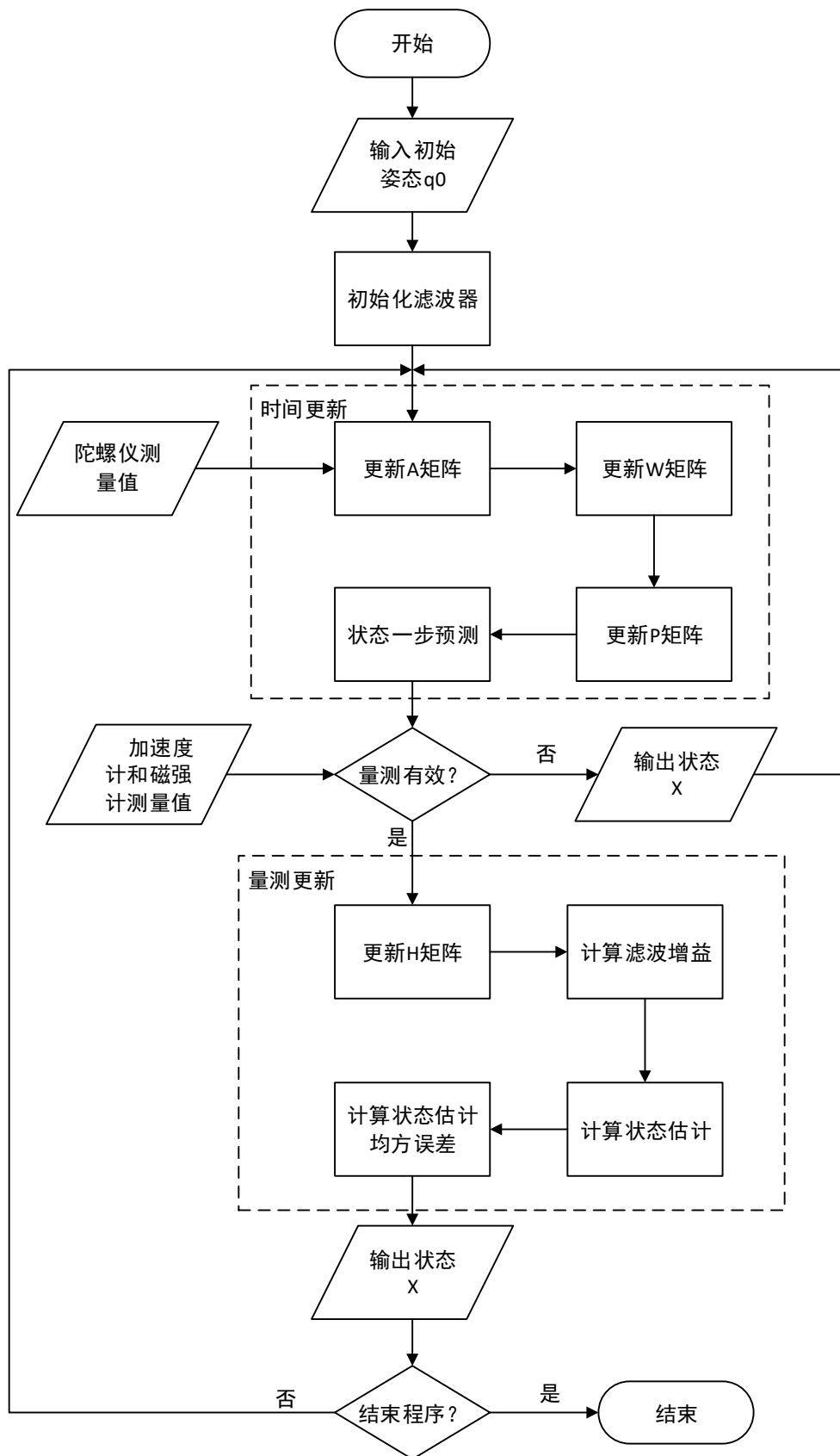


图 3-7 EKF 姿态估计

这个 INS 的实现主要有五个部分：

- 1) 利用 Kalman 估计的误差状态量 δw^b 及 δa^b 补偿加速度计和陀螺仪的测量值。
- 2) 积分陀螺仪的值来估计姿态，利用 $\delta\varphi$ 来修正姿态。
- 3) 移除加速度计测量值中的重力分量。
- 4) 积分加速度计的值来获得速度，再进行一次积分获得位置。
- 5) 利用 Kalman 估计的 $\delta r, \delta v$ 来修正速度和位置。

其软件流程图如图 3-8 所示，具体实现如下所示：

第一部分补偿原始测量值包括补偿加速度计的测量值和陀螺仪的测量值

$$\begin{cases} w_k^b = w_k^b - \delta x_k(4:6) = w_k^b - \delta w_k^b \\ a_k^b = a_k^b - \delta x_{k-1}(13:15) = a_k^b - \delta a_k^b \end{cases} \quad (3-11)$$

其中 w_k^b 和 a_k^b 分别表示补偿过漂移后的陀螺仪和加速度计的值。

第二部分使用 w_k^b 来更新姿态信息

$$\begin{aligned} C_{b_k|k-1}^n &= f(C_{b_{k-1}|k-1}^n, w_k^b) \\ &= C_{b_{k-1}|k-1}^n \cdot \left(I + \frac{\sin \Delta\theta_k}{\Delta\theta_k} (\Delta\theta_k \times) + \frac{1 - \cos \Delta\theta_k}{\Delta\theta_k^2} (\Delta\theta_k \times)^2 \right) \end{aligned} \quad (3-12)$$

其中 $\Delta\theta_k = w_k^b \cdot Ts$ ，记其模值为 $\Delta\theta_k = |\Delta\theta_k|$ ，其中 $C_{b_k|k-1}^n$ 表示从载体坐标系到导航坐标系的旋转矩阵，这个旋转矩阵是通过陀螺仪的数据来进行更新的，还没有利用 EKF 中的姿态误差向量进行修正。

第三部分将加速度的测量值从载体坐标系变换到导航坐标系并移除重力加速度的影响

$$\tilde{a}_k = C_{b_k|k-1}^n \cdot a_k^b - [0, 0, g] \quad (3-13)$$

第四部分积分第三部分得到的加速度值可以得到导航坐标系下的速度值

$$v_{k|k-1} = v_{k-1|k-1} + \tilde{a}_k \cdot \Delta t \quad (3-14)$$

将速度进行积分即可得到惯性测量单元在导航坐标系下的位置

$$r_{k|k-1} = r_{k-1|k-1} + v_{k|k-1} \cdot \Delta t \quad (3-15)$$

最后在第五步可以利用 EKF 中的误差向量对上一步中得到的速度和位置进行修正，注意这里要求 EKF 已经利用 k 时刻的量测信息进行了修正，使用 Kalman 滤波误差向量可以得到

$$\begin{cases} r_{k|k} = r_{k|k-1} - \delta x_k(7:9) = r_{k|k-1} - \delta r_k \\ v_{k|k} = v_{k|k-1} - \delta x_k(10:12) = v_{k|k-1} - \delta v_k \end{cases} \quad (3-16)$$

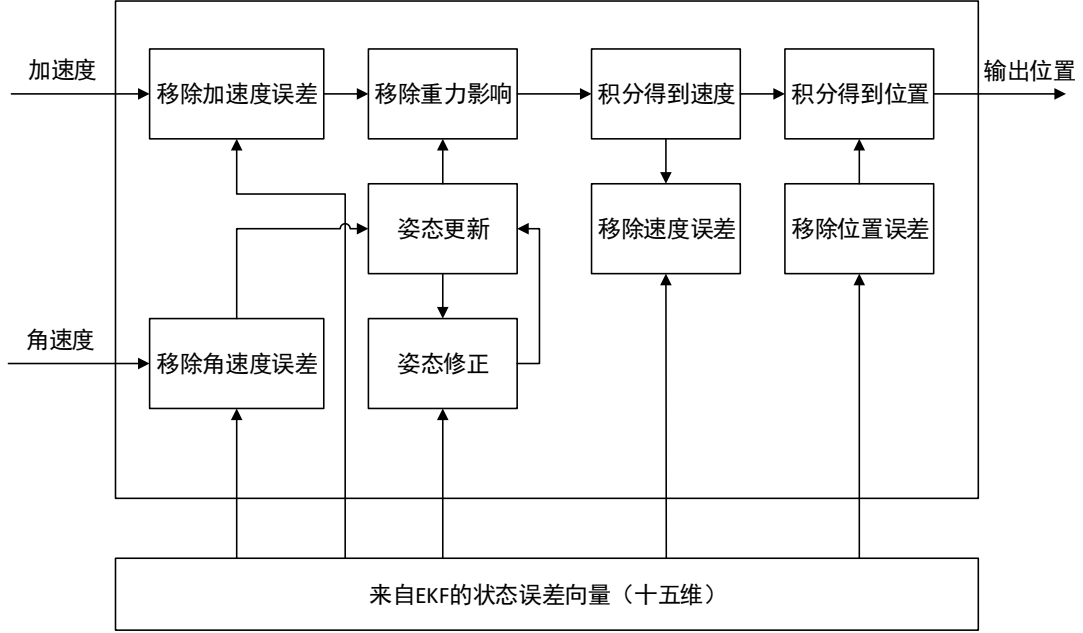


图 3-8 惯性导航模块

利用 k 时刻 EKF 的姿态误差向量 $\delta\varphi_k$ 可以对 $C_{b_{k|k}}^n$ 进行修正，由于姿态误差向量为小量可以使用简化的方程对其进行更新

$$C_{b_{k|k}}^n = (I_{3 \times 3} + \delta\varphi_k \times) \cdot C_{b_{k|k-1}}^n \quad (3-17)$$

注意由于 $\delta\varphi_k$ 是在地理坐标系下的表示，所以上式应当左乘。

3.2.2 EKF 实现

记在 k 时刻的十五维误差状态向量为

$$\delta x_{k|k} = \delta x_k = [\delta\varphi_k, \delta\omega_k^b, \delta r_k, \delta v_k^b, \delta a_k^b] \quad (3-18)$$

其中 $\delta\varphi_k$ 表示姿态估计误差（roll, pitch, yaw）， $\delta\omega_k^b$ 表示陀螺仪误差，包括量测误差和陀螺仪的漂移误差等， δa_k^b 表示加速度计误差， δv_k^b 表示速度误差， δr_k^b 表示位置误差。

量测方程如下

$$H = \begin{bmatrix} [001] & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (3-19)$$

其状态转移方程如式(3-20)所示。

$$\Phi_k = \begin{bmatrix} I & Ts \cdot C_{b_{k|k-1}}^n & 0 & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & Ts \cdot I & 0 \\ -Ts \cdot S(C_{b_{k|k-1}}^n \cdot a_k^b) & 0 & 0 & I & Ts \cdot C_{b_{k|k-1}}^n \\ 0 & 0 & 0 & 0 & I \end{bmatrix} \quad (3-20)$$

3.2.3 静止状态检测

读入陀螺仪和加速度的数据如图 3-9, 分析数据, 可以发现陀螺仪和加速度计的值都呈现出规律性。

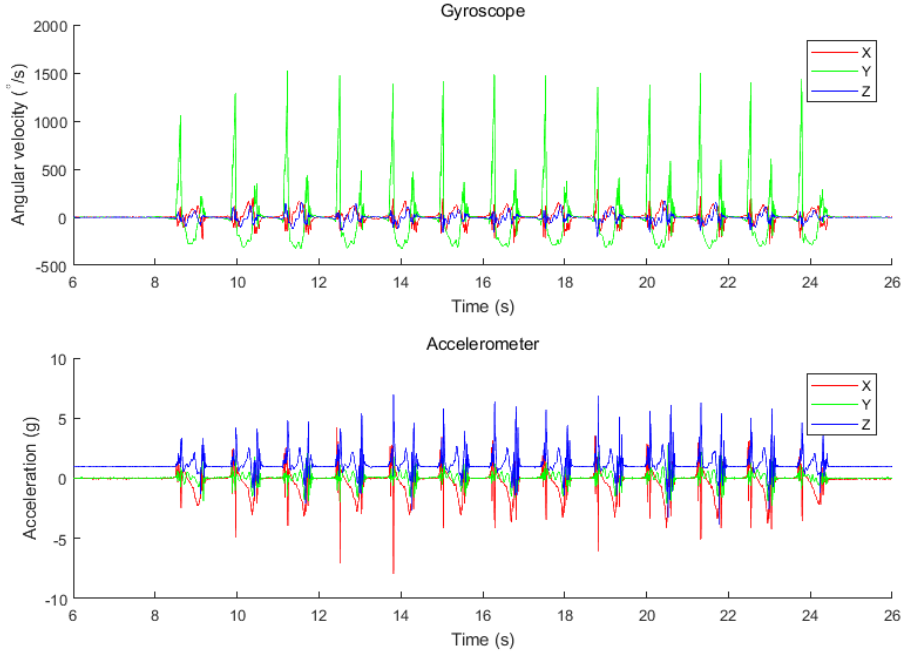


图 3-9 仿真用加速度计, 陀螺仪值

可以看出当安装有惯性测量单元的足部处于静止状态时, 加速度测量和陀螺仪测量幅值均较小。且加速度在“静止”状态时变化不大, 由此可以有如下三个判断准则。

a) 加速度幅值检测法

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$

$$C1 = \begin{cases} 1 & a_{\min} < |a_k| < a_{\max} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (3-21)$$

考虑将 a_{\min} 设置为 8m/s^2 ，将 a_{\max} 设置为 11m/s^2 ，检测结果如图 3-10 红线所示。

b) 加速度方差

在采样时刻 k ，计算其前 15 个采样周期的方差，方差较小时可以判断为静止状态。

$$C2 = \begin{cases} 1 & \sigma^2 < th\sigma \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (3-22)$$

设置 $th\sigma = 3\text{m}^2/\text{s}^4$ ，检测结果如图 3-10 绿线所示。

c) 角速度幅值

$$|\omega| = \sqrt{\omega_x^2 + \omega_y^2 + \omega_z^2}$$

$$C3 = \begin{cases} 1 & |\omega_k| < \omega_{\max} \\ 0 & \text{others} \end{cases} \quad (3-23)$$

考虑将 ω_{\max} 设为 $50^\circ/\text{s}$ ，检测结果如图 3-10 蓝线所示。

综合考虑这三种评判标准，当这三个条件均满足时，判断为“静止”状态，结果如图 3-10 黑线所示。

观察可以发现，如果仅使用上述三种判断条件中的任意一种，则无法很好的检测到静止状态，因为所采用的是有规律的静止和摆动循环的数据，上述三种条件任何一种都会导致一些小的误检测，这对最后的结果影响是很大的。如果将上述三个检测结果采用与操作结合起来，可以得到较为准确的检测结果，基本不会出现误检测。

但这种方法采用的是固定阈值的方法，如果人的行走速度较快或者行走姿势不是很规范，则检测效果也不是很好。

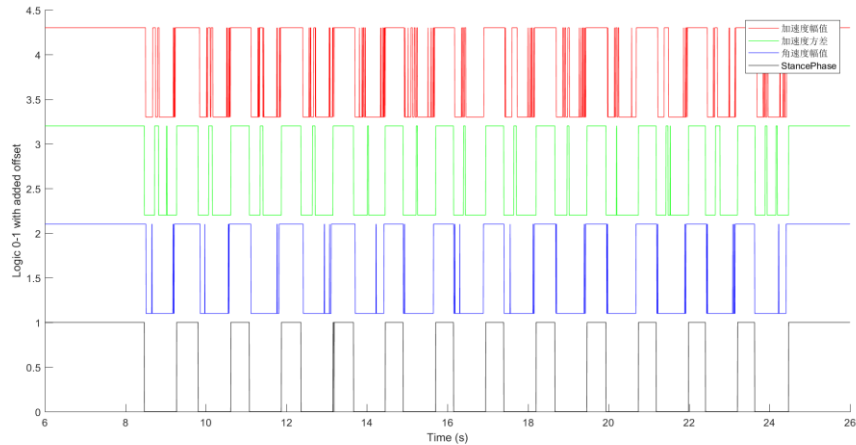


图 3-10 静止状态检测

3.2.4 仿真验证

首先在 Simulink 下建立上述算法的仿真模型如图 3-11 所示，其中 INS 部分如图 3-12 所示。

整个 PDR 的仿真模型中的 EKF 模块是采用的 Matlab 自带的模块，但需要自己将状态转移方程和量测方程表达为函数的形式方便 EKF 模块进行调用。

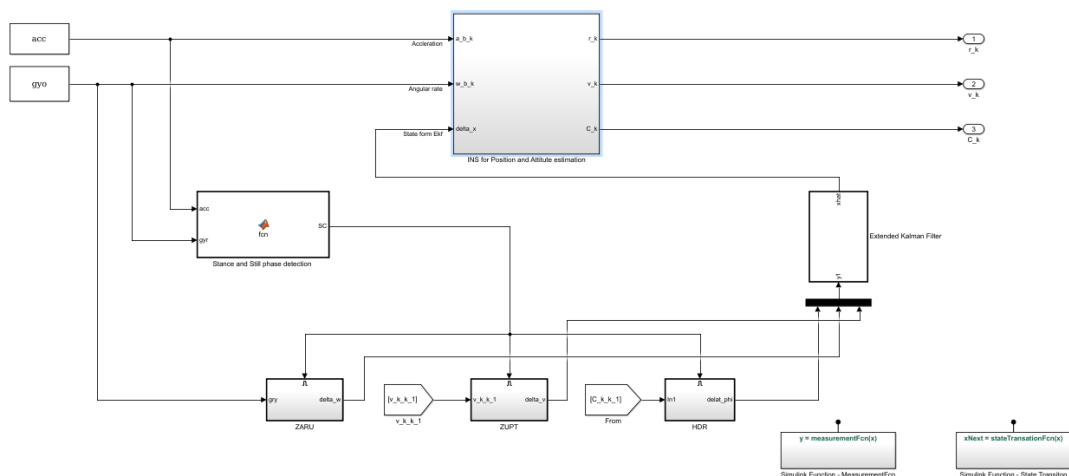


图 3-11 PDR 仿真模型

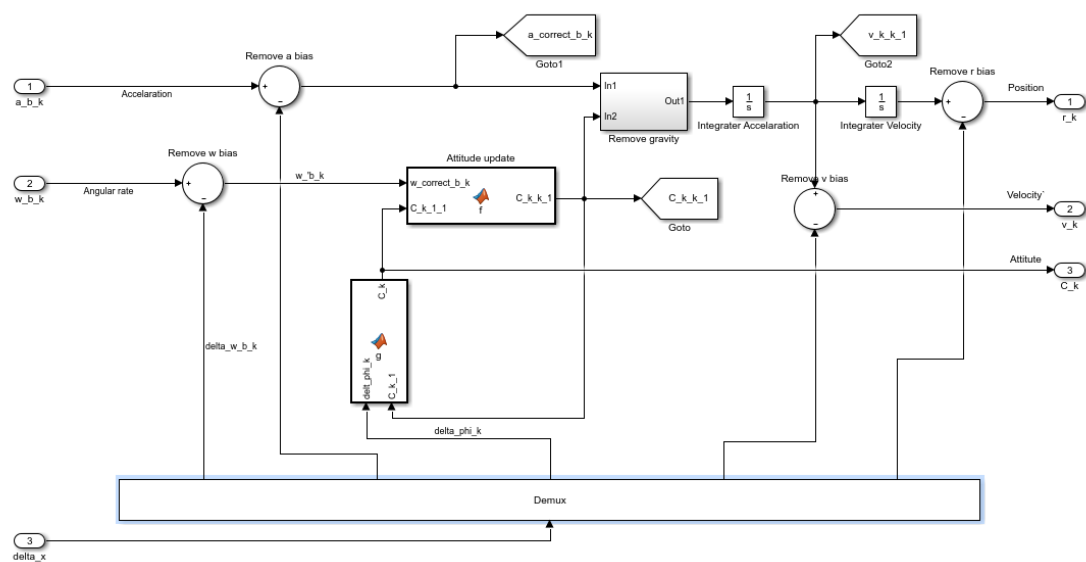


图 3-12 INS 部分

利用上一节中的实验数据，使用该仿真模型进行仿真，可以得到关于人在直线行走过程中的仿真结果如图 3-13

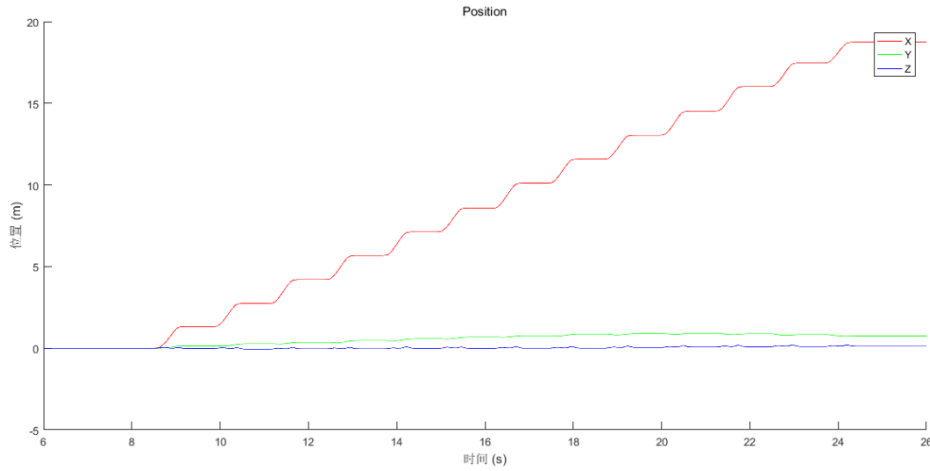


图 3-13 位置仿真结果

3.2.5 软件类图

设计软件，如图 3-14 所示，主要设计有 6 个类和两个接口，Data 类含有各个类所需要的数据，其他类中的方法可以读取这个静态类中的数据，进行处理后再将数据写回到该类中。第二个类是 InertialNavigationSystem，该类也是一个静态类，公有静态方法是 INS_step()，调用该方法会执行该类下面的各个私有方法，这些私有方法包含之前所描述的 INS 模块的各种方法，用来实现惯导更新。第三个类是 EKF 类，该类主要实现 EKF 方法进行误差估计。为了实现后期扩展策略进行量测更新，设计了观察者模式。有两个接口，一个接口是 Subject 接口，另一个接口是 Observe 接口，StanceDetect 类实现接口 Subject，用来检测是否处于静止状态，如果检测到处于静止状态，就会通知实现了观察者接口的各个对象进行量测更新。在该类图中，惯导类和 Ekf 类依赖于 Data 类。

3.3 传感器标定模块实现

3.3.1 加速度计和磁强计标定

当将惯性测量单元进行纯旋转时， u_a^j 和 u_m^j 的幅值为常量，磁强计和加速度的标定方法基本类似，仅对加速度的标定进行说明

对于任意加速度测量值 y_a^j ， u_a^j 的幅值等于当地重力加速度的大小，所以有如下公式

$$\left| H_a (y_a^j - B_a) \right| = |u_a^j| = G \quad (3-24)$$

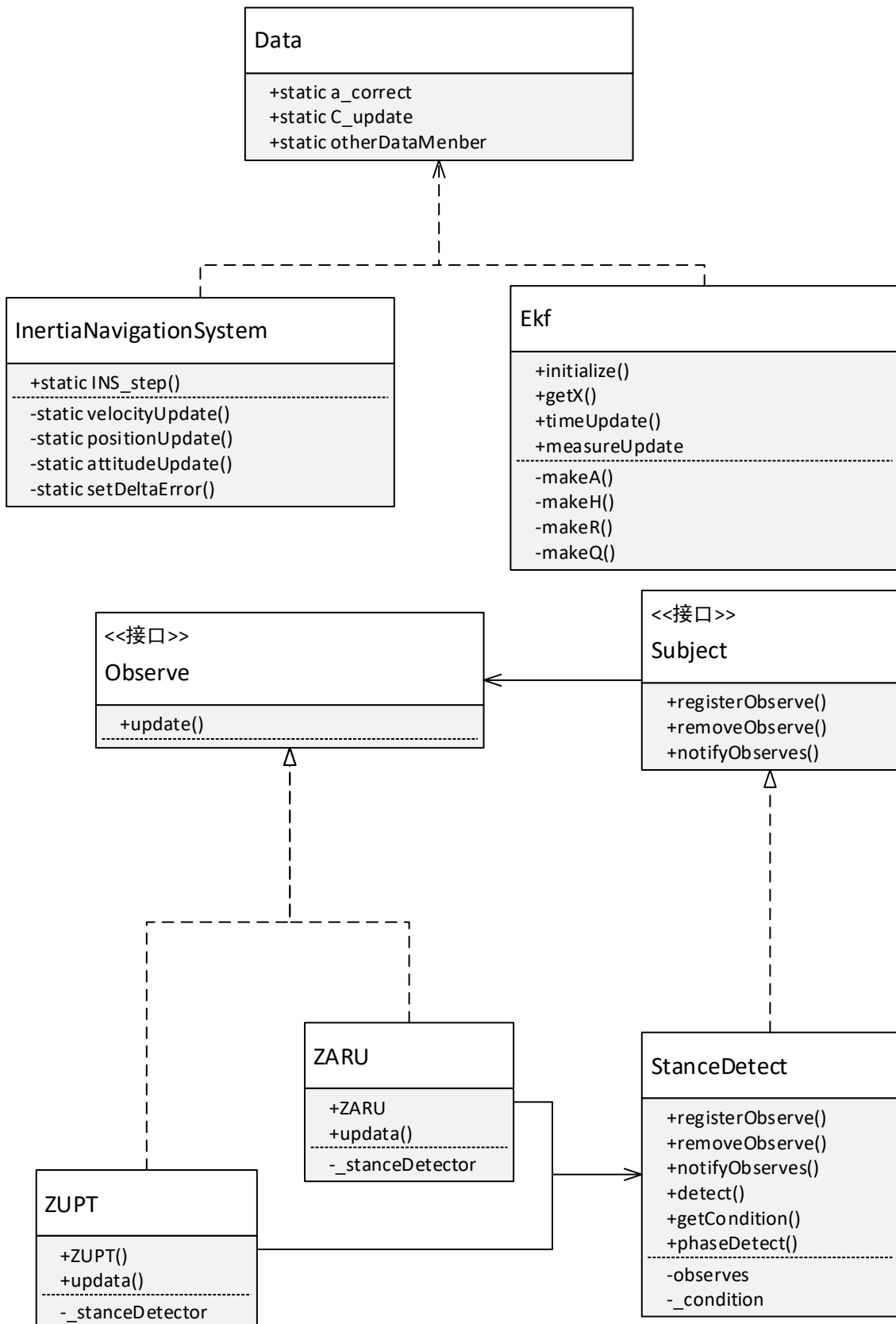


图 3-14 行人位置估计类图

扩展公式 3-24 可得

$$(y_a^j - B_a)^T \cdot (H_a)^T \cdot H_a \cdot (y_a^j - B_a) = G^2 \quad (3-25)$$

进一步可以写成

$$(y_a^j)^T \cdot \Sigma \cdot y_a^j - (y_a^j)^T \cdot \Gamma + \Upsilon = 0 \quad (3-26)$$

其中

$$\begin{aligned} \Sigma &= \left(\frac{H_a}{G} \right)^T \frac{H_a}{G} \\ \Gamma &= 2 \Sigma \cdot B_a \\ \Upsilon &= (B_a)^T \cdot \Sigma \cdot B_a - 1 \end{aligned} \quad (3-27)$$

显然上式是一个椭球的代数表达式，因此可以将采集到的数据直接拟合成一个椭圆，这样可以得到 $\hat{\Sigma}$ $\hat{\Gamma}$ 和 $\hat{\Upsilon}$ ，可以通过下式获得 B_a 估计

$$\hat{B}_a = \frac{1}{2} (\hat{\Sigma})^{-1} \hat{\Gamma} \quad (3-28)$$

仔细考虑如下问题，在理想情况下，拟合出来的量测值应当是以原点为中心， G 为半径的圆，当存在安装误差时，只是将这个圆围绕原点进行了旋转，我们无法从拟合出来的圆中判断究竟旋转了多少度，因此也就无法得到安装误差 R_a ，所以也就无法确定变换矩阵 H_a ，为了解决这个问题，可以采用一个简单的立方体标定工具来进行标定。

在先前的估计过程中， y_a^i 和 y_a^j 是被独立使用的，如果我们使用一个立方体来进行标定，这两次信号采集之间的变换矩阵 R_j^i 是已知的。因此可以有

$$\begin{aligned} u_a^i &= H_a \cdot (y_a^i - B_a) \\ u_a^j &= R_j^i u_a^i = H_a \cdot (y_a^j - B_a) \end{aligned} \quad (3-29)$$

那么 H_a 的估计可以写成

$$\{\hat{H}_a, \hat{u}_a^i\} = \arg \min \left\{ \sum_{j=1}^J \left\| R_j^i u_a^i - H_a (y_a^j - B_a) \right\|^2 \right\} \quad (3-30)$$

其中满足

$$|u_a^i| = G \quad (3-31)$$

然后可以给定一系列的 $y_a^1, y_a^2, \dots, y_a^J$ 和旋转矩阵 $R_1^i, R_2^i, \dots, R_J^i$ ，可以使用 Matlab 中

SQP 算法进行优化，可以求得 \hat{H}_a, \hat{u}_a^i 。

3.3.2 陀螺仪标定

与加速度计和陀螺仪标定类似，我们照样分开估计陀螺仪的合成漂移和变换矩阵。

陀螺仪的合成漂移估计很简单，理论上当我们将惯性测量单元静止放置时，陀螺仪的输出应当为零，可以取一段时间的陀螺仪测量值平均即可得到陀螺仪的合成漂移估计

$$\hat{B}_g = \frac{\sum_{j=1}^J y_g^j}{J} \quad (3-32)$$

当我们将正方形标定块从一个姿态变换到另一个姿态，这中间经历的时间较短，可以认为在这个过程中陀螺仪的漂移较小，所以我们可以积分陀螺仪的输出直接获得两个姿态之间的变换矩阵

$$Q(R_j^{j+1}) = \text{Int}(y_g^{j,1:N_j}, H_g) \quad (3-33)$$

其中 $Q(R_j^{j+1})$ 是旋转矩阵 R_j^{j+1} 的四元数表示， $y_g^{j,1:N_j} = \{y_g^{j,1}, y_g^{j,2}, \dots, y_g^{j,N_j}\}$ ，表示从一个姿态到另一个姿态期间陀螺仪的读数。可以建立如下的优化问题

$$\hat{H}_g = \arg \min_{H_g} \left\{ \sum_{j=1}^{J-1} \left\| Q(R_j^{j+1}) - \text{Int}(y_g^{j,1:N_j}, H_g) \right\|^2 \right\} \quad (3-34)$$

采用高斯-牛顿算法可以进行求解。

3.3.3 随机误差的估计

上一节主要介绍了如何标定传感器中的确定性误差，但传感器除了确定性误差外，还有很大一部分的随机误差，这部分误差是无法标定的，我们可以使用 Kalman 滤波器来最小化抑制随机误差的影响，但想要达到较好的效果，需要我们调整滤波器的参数，主要是这些随机误差的不确定程度，在不严格意义上可以理解为方差。通常而言对于陀螺仪等惯性器件可以采用 Allan 方差的方法去估计随机误差的不确定度。

3.3.4 在 matlab 上实现

由于传感器的误差真值是无法直接测量的，所以我们暂时只能通过仿真的方法来验证这个算法的正确性。加速度计和磁强计具有一样的标定过程，所以

只展示加速度计的标定过程。

首先随机设定传感器的误差真值如下所示

$$\begin{aligned} B_a &= [2132, 2541, 2318]^T \\ u_a^0 &= [2.7191601, 5.2383203, 7.8574805]^T \\ H_a &= \begin{bmatrix} 0.0209850 & -0.0023786 & 0.0033562 \\ 0 & 0.0237864 & 0.0022374 \\ 0.0020985 & 0.0023786 & -0.0223744 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3-35)$$

假想将惯性测量单元固定在一个正方形的标定板上，每次使标定板一个面接触地面并旋转标定板，则可以得到 12 个位姿变换，这 12 个位姿变换为已知值。在 Matlab 下采用 SQP 算法优化求解这个问题，求解结果如图 3-15，图 3-16 所示，可以看到大概迭代到第 27 步时 H_a 的估计已经收敛，迭代到 58 步时 u_a^0 的估计也收敛到正确的真值。从而说明了算法的正确性。

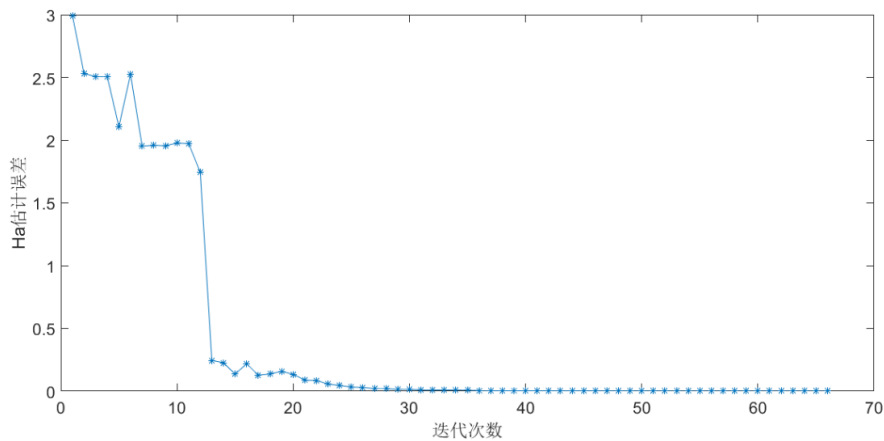


图 3-15 H_a 估计误差

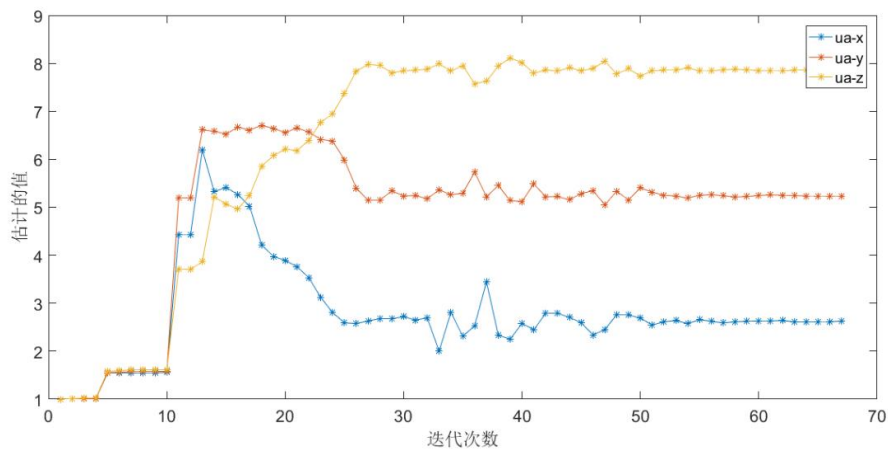


图 3-16 u_a 估计误差

3.4 本章小结

本章主要详细介绍姿态解算程序和行人位置估计程序以及标定模块的具体实现，包括所用的算法细节，仿真结果和相应的代码实现。姿态解算程序的重点在于如何建立滤波等式上，这是这一算法的核心所在，不同的建立方法都有其优缺点，本文采用的是基于 EKF 的方法。行人位置估计的核心思想就是利用人行走的特点来提供额外的信息用来校正位置误差。本项目所使用的传感器标定方法相对于一般的方法而言采用了一个简单的标定工具，就可以标定传感器相对于载体坐标系的不重合误差。

第4章 实验结果与分析

4.1 引言

本章主要介绍如何对运动捕捉单元进行实验，并将运动捕捉单元所测得的姿态角结果与光学动态捕捉系统进行比较，对实际所表现出来的性能进行评价。最后分析了可能存在的原因。

4.2 实验设备介绍

本实验用来作为真值对比的是 Optitrack 公司的光学动态捕捉系统，如图 4-1 所示，测量精度能达到位置误差小于 0.3mm, 角度误差小于 0.05° ，但实际情况下的性能可能更好，采用其作为测量真值。



图 4-1 动捕系统

最终综合的实验平台如图 4-2 所示。



图 4-2 实验设备

4.3 传感器标定

将运动捕捉单元固定在标定块上，旋转红色的标定块保证其一面与白色的标定板贴合，这样每次能使运动捕捉单元绕某个轴进行了旋转。实验过程如图 4-3 所示。



a) 标定实验



b) 标定实验

图 4-3 标定实验

一共旋转 16 次后，可以采集到 16 组数据。利用编写好的软件分析这 16 组数据可以得到标定结果如下：

$$\begin{aligned} \hat{B}_g &= [-0.0079 \quad 0.0012 \quad -0.0020] \\ \text{陀螺仪: } \hat{H}_g &= \begin{bmatrix} 0.9811 & 0.0130 & -0.0049 \\ -0.0109 & 1.0183 & -0.0045 \\ 0.0125 & -0.0023 & 1.0113 \end{bmatrix} \\ \hat{B}_a &= [0.0417 \quad 0.1607 \quad 0.4569] \\ \text{加速度计: } \hat{H}_a &= \begin{bmatrix} 0.9961 & -0.0212 & -0.0212 \\ 0.0068 & 0.9935 & -0.1599 \\ -0.0093 & -0.0042 & 0.9946 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

其中磁强计的标定结果不是十分理想，有待进一步分析原因。

4.4 姿态解算结果与分析

为了评价运动捕捉单元作为航姿参考系统使用的姿态解算精度，我们将测试其静态性能和动态性能。

将运动捕捉单元随机的在动捕系统中运动 3 分钟，其中包括使运动捕捉单元在不同的航向角下处于静止状态，还有在各个方向上进行快速的旋转。

分析实验结果，可以发现当 $t \in [35, 40] \cup [95, 100]$ 时，运动捕捉单元处于静止状态，测量在这两段时间中三个姿态角的平均值的差可得，结果如图 4-4, 4-5, 4-6 所示。

$$YawError = 1.1752$$

$$PitchError = 0.9528$$

$$RollError = 0.4347$$

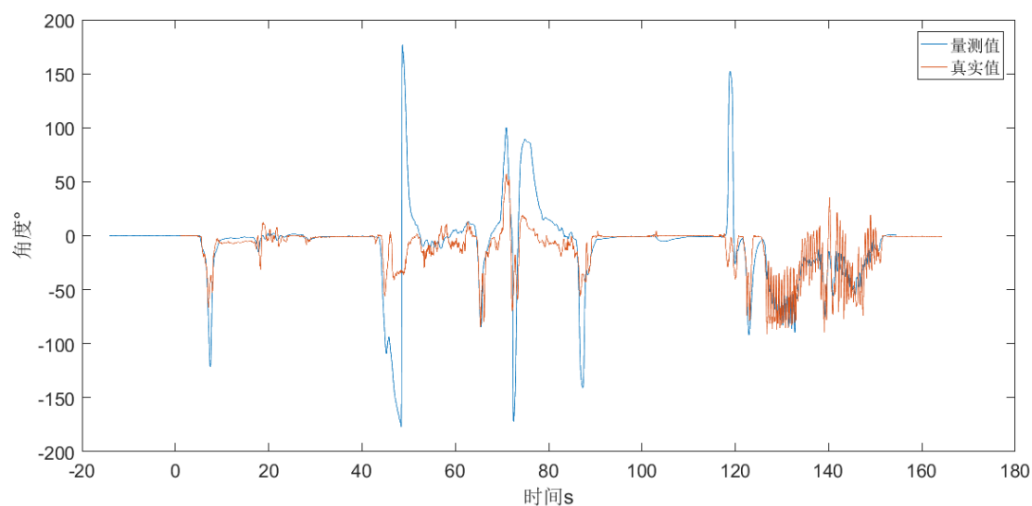


图 4-4 Pitch 角

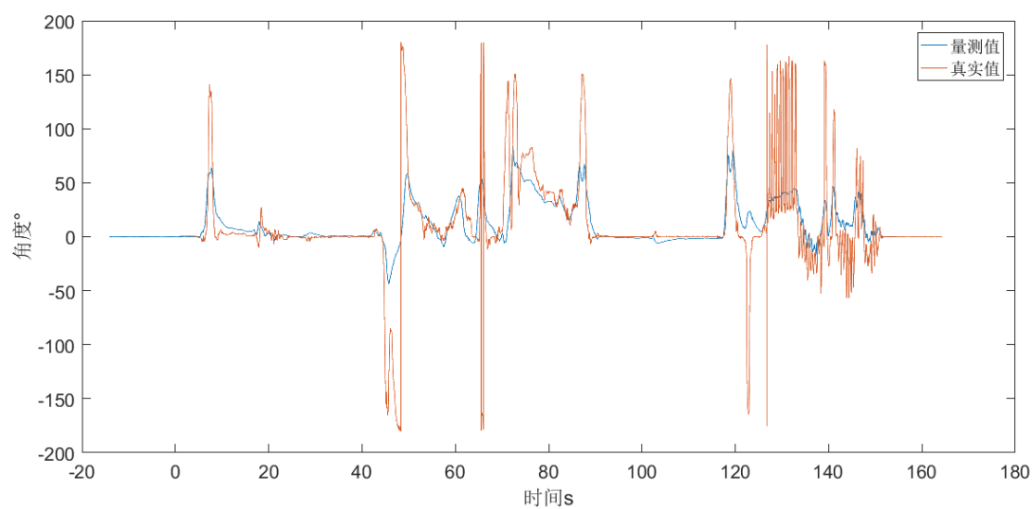


图 4-5 Roll 角

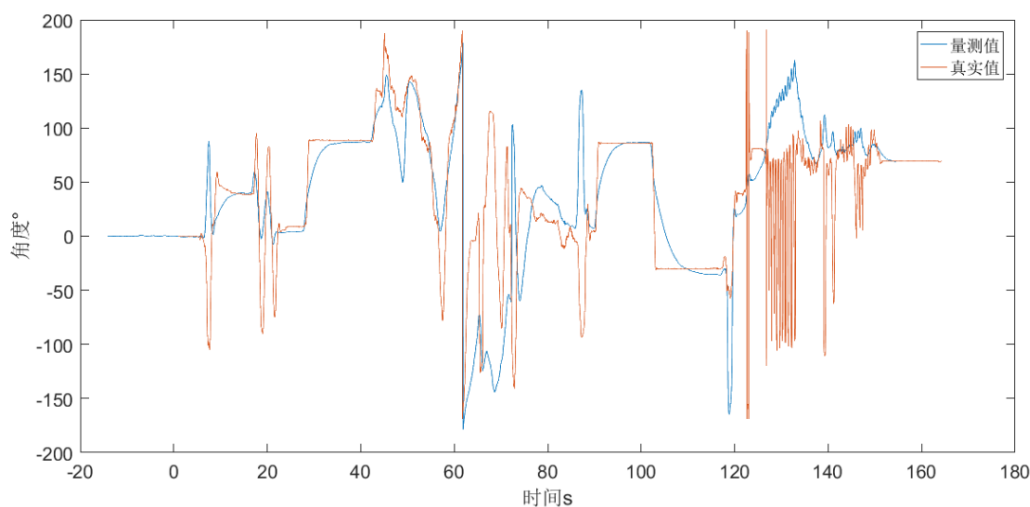


图 4-6 Yaw 角

分析实验结果可以发现：

- 1) 由于是用手拿着进行动态性能测试，试图将运动捕捉单元悬停在空中的某一个姿态静止不动是较困难的，人手会不可避免的发生抖动。
- 2) 动态跟踪性能不好，当角度快速变化时，动态捕捉单元的输出无法直接跟踪到真实值，原因在于考虑到微处理器性能，Kalman 滤波的更新频率设定在了 100HZ，其次由于 Kalman 滤波是一个逐次迭代达到真实值的过程，当物体处于高速旋转时的情况时，滤波器无法快速跟踪到正确的值。
- 3) 观察输出曲线可以发现，Yaw 轴角的误差较大，可能是由于在进行测量的时候由于太靠近笔记本电脑导致笔记本的磁场对磁强计的测量值产生了干扰。

4.5 本章小结

本章主要介绍了实验平台的搭建，采用光学动态捕捉系统实时获得运动捕捉单元的姿态角，将其和本文采用的姿态解算算法得到的姿态角进行比较分析，发现所设计的运动捕捉单元能达到静态精度接近 1 度的效果，同时分析了在物体高速运动时结算出来的姿态角和真实值不太相符可能存在的各种问题。

结 论

运动捕捉系统在动画影视制作、VR 游戏等领域有着广泛的应用，由于 MEMS 器件的快速发展，相较于传统的光学运动捕捉系统，基于惯性的运动捕捉系统具有便携、价格便宜的优势，是未来的发展趋势。本文在比较各种姿态解算算法和 PDR 算法后选用效果较好的基于 EKF 的方法，并在 IntoRobot 小型嵌入式开发板上实现。本文的主要研究内容包括如下几个方面：

第一个主要研究内容是姿态解算算法，在这一部分我查阅了大量资料综合比较并选定采用基于 EKF 的姿态解算算法，利用增广状态量的方法，将对陀螺仪漂移的估计纳入到滤波框架中，同时在初始化阶段充分考虑到便携性的特点，采用了无需任何外加装置的现场标定方法，有效的抑制的传感器误差带来的影响。

充分考虑到直接积分加速度获取位置信息的不可靠性，利用在室内人的行走特点，设计出一种基于 EKF 的 PDR 算法，采用多条件检测静止状态，提高检测准确性，同时利用 ZUPT 和 ZARU 策略来修正角速度和航向角，提高最终结果的精度。

在廉价实用的 IntoRobot 嵌入式开发板上便携软件实现算法，并在动态捕捉系统下进行实验，实验证明我们采用的算法具有接近 1 度的静态精度。

然而本文中已经实现的算法依旧还存在一些问题，以下是在研究过程中遇到的一些问题和可能的改进方法。

如何提高在动态环境下的姿态解算精度，在第一部分姿态解算当中，假定物体的非重力加速度为零，虽然在实际情况下物体不会一直处于加速状态，滤波进行一段时间后总是会收敛到正确值。但当物体处于动态环境如何对加速度进行分离是一个问题。初步考虑的方法是当物体处于高速运动状态时，不采用加速度的测量值对姿态四元数进行更新。

如何更好的进行“静止”状态的检测，仿真中使用的方法是固定阈值的，当人的运动速度发生改变时，上述方法无法准确的对“静止”状态进行检测。考虑寻找一种自适应阈值的方法，或者通过大量的在运动和静止状态的测量信息中训练出一个模型。

参考文献

- [1]蔡春龙, 刘翼, 刘一薇. MEMS仪表惯性组合导航系统发展现状与趋势[J]. 中国惯性技术学报, 2009(05):562-567.
- [2]Mahony R, Hamel T, Pflimlin J. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group[J]. IEEE TRANSACTIONS ON AUTOMATIC CONTROL, 2008,53(5):1203-1218.
- [3]Faber G S, Chang C, Rizun P, et al. A novel method for assessing the 3-D orientation accuracy of inertial/magnetic sensors[J]. JOURNAL OF BIOMECHANICS, 2013,46(15):2745-2751.
- [4]Yun X P, Bachmann E R. Design, implementation, and experimental results of a quaternion-based Kalman filter for human body motion tracking[J]. IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS, 2006,22(6):1216-1227.
- [5]Yun X, Bachmann E R, McGhee R B. A Simplified Quaternion-Based Algorithm for Orientation Estimation From Earth Gravity and Magnetic Field Measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2008,57(3):638-650.
- [6]Lee J K, Park E J, Robinovitch S N. Estimation of Attitude and External Acceleration Using Inertial Sensor Measurement During Various Dynamic Conditions[J]. IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT, 2012,61(8):2262-2273.
- [7]Sabatini A. Kalman-Filter-Based Orientation Determination Using Inertial/Magnetic Sensors: Observability Analysis and Performance Evaluation[J]. SENSORS, 2011,11(10):9182-9206.
- [8]Ligorio G, Sabatini A M. A Novel Kalman Filter for Human Motion Tracking With an Inertial-Based Dynamic Inclinator[J]. IEEE TRANSACTIONS ON BIOMEDICAL ENGINEERING, 2015,62(8):2033-2043.
- [9]刘兴川, 张盛, 李丽哲, 等. 基于四元数的MARG传感器姿态测量算法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2012(05):627-631.
- [10]宋宇, 翁新武, 郭昕刚. 基于四元数EKF算法的小型无人机姿态估计[J]. 吉林大学学报(理学版), 2015(03):511-518.
- [11]Lopez-Nava I H, Munoz-Melendez A. Wearable Inertial Sensors for Human

- Motion Analysis: A Review[J]. IEEE Sensors Journal, 2016,16(22):7821-7834.
- [12]Sabatini A, Genovese V. A Sensor Fusion Method for Tracking Vertical Velocity and Height Based on Inertial and Barometric Altimeter Measurements[J]. SENSORS, 2014,14(8):13324-13347.
- [13]陈玮. 惯性式人体运动传感器的关键技术研究[D]. 哈尔滨工程大学, 2013.
- [14]Zhang R, Hoflinger F, Reindl L. Inertial Sensor Based Indoor Localization and Monitoring System for Emergency Responders[J]. IEEE SENSORS JOURNAL, 2013,13(2):838-848.
- [15]马嘉斌. 基于便携设备行人航位推算的室内定位研究[D]. 上海交通大学, 2014.
- [16]Van Nguyen L, La H M. Real-Time Human Foot Motion Localization Algorithm With Dynamic Speed[J]. 2016,46(6):822-833.
- [17]Yun X, Calusdian J, Bachmann E R, et al. Estimation of Human Foot Motion During Normal Walking Using Inertial and Magnetic Sensor Measurements[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2012,61(7):2059-2072.
- [18]王立兵, 杨松普, 罗巍, 等. 足部安装MEMS-IMU个人导航系统[J]. 中国惯性技术学报, 2016(04):460-463.
- [19]Zhang Z Q. Two-Step Calibration Methods for Miniature Inertial and Magnetic Sensor Units[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015,62(6):3714-3723.
- [20]F. Seco, et al. Indoor pedestrian navigation using an INS/EKF framework for yaw drift reduction and a foot-mounted IMU: 2010 7th Workshop on Positioning, Navigation and Communication, 2010[C].2010 11-12 March 2010.

哈尔滨工业大学本科毕业设计（论文）原创性声明

本人郑重声明：在哈尔滨工业大学攻读学士学位期间，所提交的毕业设计（论文）《基于冗余惯导信息融合的运动捕捉单元设计》，是本人在导师指导下独立进行研究工作所取得的成果。对本文的研究工作做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明，其它未注明部分不包含他人已发表或撰写过的研究成果，不存在购买、由他人代写、剽窃和伪造数据等作假行为。

本人愿为此声明承担法律责任。

作者签名：

日期： 年 月 日

致 谢

首先要衷心感谢我的指导教师迟关心教授对我的帮助，让我可以来到深圳，提前熟悉实验室环境和研究方向，对我未来的成长有很大的帮助，对迟老师对我的支持表示感谢。

其次要感谢我在深圳研究生院的老师，陈浩耀副教授，陈老师给我在深圳提供了良好的实验环境和住宿条件，让我可以舒适的进行实验和学习，在我毕业设计遇到困难的时候予以我指点，比如滤波器的选择和是否可以采用基于行人的位置确定算法等关键环节给我指明方向，让我能够顺利完成我的毕业设计。

然后还要感谢实验室的师兄们的帮助，在我完全没有基础的情况下，帮助我使用动捕系统，在软件编写过程中对我给予的帮助，同时也要感谢我的室友，在项目开展的早期我是在寝室完成了基本理论的研究，在这期间和室友探讨了一些数学原理方面的内容，收获颇丰。

感谢我的母校哈工大，大学四年匆匆而过，在这我有我最美好的回忆，在工大的四年我成长了许多许多，在这里我学到了许多为人处世的道理，我以我是工大人作为荣。

最后要感谢我的父母和亲人朋友，没有你们的帮助我无法取得今天的成就，我承载了你们太多的希望和梦想，我一定会继续努力，在接下来的研究生学习中取得更好的成绩，不辜负你们对我的期寄。