

分类号_____

密级_____公开_____

U D C _____

学 位 论 文

题目：微型移动机器人运动状态的估计方法

研究 生 姓 名 : 邱晓燕

学 科 专 业 名 称 : 模式识别与智能系统

研 究 方 向 : 智能控制与智能机器人

论 文 类 型 : 应用研究

申 请 学 位 : 工学硕士

指 导 教 师 姓 名 : 张庆新

指 导 教 师 职 称 : 教授

指 导 教 师 单 位 : 沈阳航空航天大学

论 文 提 交 日 期 : 2010 年 12 月 10 日

论 文 答 辩 日 期 : 2010 年 12 月 23 日

沈 阳 航 空 航 天 大 学

2011 年 01 月



Y2223883

SHENYANG AEROSPACE UNIVERSITY

THESIS FOR MASTER'S DEGREE

**MOVING STATE ESTIMATION OF THE
MINI-MOBILE ROBOT**

Candidate: Xiaoyan Qiu

Supervisor: Qingxin Zhang

Specialty: Pattern Recognition and Intelligent System

Date: January 2011

原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文是本人在导师的指导下独立完成的。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含其他个人或集体已经发表或撰写过的作品或成果，也不包含本人为获得其他学位而使用过的成果。对本文研究做出重要贡献的个人或集体均已在论文中进行了说明并表示谢意。本声明的法律后果由本人承担。

论文作者签名：仰晓燕

2010 年 12 月 21 日

摘 要

随着科学技术的迅速发展，微型移动机器人的发展受到越来越多的关注。当今微型移动机器人的控制系统已经集自动控制、信息处理、检测与转化等多种专业技术于一身，成为当前机器人研究的重点之一。在工程中对于微型移动机器人成本、功耗、体积等方面的要求也是越来越高。传统采用的捷联式惯性导航系统对微型移动机器人运动状态的估计是利用了较高精度的陀螺来确定其位姿、加速度计来确定其位置。但是较高精度的传感器在很大程度上造成了工程成本的提高，而低精度传感器的定位准确度又达不到要求。在本文中采用的较低精度的传感器，通过对各个传感器自身特点的分析，对其进行滤波融合，从而提高对微型移动机器人运动状态的估计精度。

本文的主要工作内容为以下几点：

- (1) 对移动机器人定位导航系统在国内外发展及研究的现状，以及常用的移动机器人定位方法做了详细的介绍，为下一步论文内容的开展和研究奠定基础；
- (2) 对微型移动机器人的硬件结构及所采用的传感器进行了说明，并对各传感器的特点进行了分析，建立了各传感器的数学测量模型；
- (3) 对多传感器信息融合算法进行了选择，并详细介绍了平淡卡尔曼滤波器，并在本文的应用中引入了联邦平淡卡尔曼滤波器；
- (4) 介绍了传统捷连式惯性导系统的基本原理及常用坐标，在本文中引入了多传感器捷联式惯性导航系统，并详细介绍了本系统的特点及原理。

对联邦卡尔曼滤波系统在位姿估计中的应用和多传感器捷联式惯性导航系统进行了仿真，结果表明：在低精度多传感器捷联式惯性导航系统仍能较好地满足工程需要达到较好的微型移动机器人运动估计效果。

关键词：微型移动机器人；运动状态估计；联邦滤波器；平淡卡尔曼滤波；捷联式惯性导航系统；多传感器

Abstract

With the fast development of technology, mini-mobile-robot has become more and more popular. Nowadays, mini-mobile-robot control system have been included automatic control, information processing, test-switch and other kinds of professional technology, and becoming one of the important sides of the mobile robot research. In engineering, the requirements such as cost, power consumption, volume, are raising quickly. Traditional strap-down inertial navigation system uses high-accuracy gyroscope and accelerometer to get the azimuth and the position of the mini-mobile robot. But the high-accuracy sensors need a high price and bring up the cost of the project, and the low-accuracy sensors' measurements can not reach the precision of the navigation system. In this thesis, adopt low-accuracy sensors and fuse the measurements after analysising the character of each sensor to improve the estimation accuracy of the mini-mobile-robot moving state.

There are five parts in this thesis, which can be summarized as:

- (1) Introduced the development and research status in domestic and international of the mobile robot navigation and positioning system, and the popular methods of mobile robot localization. It laid the foundation for the next step of the thesis's research.
- (2) Showed the hardware structure of the mini-mobile-robot and the sensors that adopted. It also analyzed the character of each sensor, and gave the mathematical models.
- (3) Chose the proper algorithm of multi-sensor fusion, and introduced the unscented Kalman filter in detail. Introduced the Federated Unscented Kalman Filter in this thesis.
- (4) Introduced the traditional strap-down inertial navigation system and the usual coordinate system. In this thesis, introduced a new kind of strap-down inertial navigation system – multi-sensor strap-down inertial navigation system, and introduce the character and the principle of it in detail.

In the fifth part showed the simulation results of the Federated Unscented Kalman Filter used in azimuth estimation and multi-sensor strap-down inertial navigation system used in position estimation. And the results showed that in the multi-sensor strap-down inertial navigation system the low accuracy sensors can still estimate the mini-mobile-robot moving state well.

Keywords: mini-mobile-robot; moving state estimation; Federated Filter; Unscented Kalman Filter; strap-down inertial navigation system; multi-sensor;

目 录

第1章 绪论.....	1
1.1 引言.....	1
1.2 移动机器人多传感器融合技术及定位导航的国内外发展及研究现状.....	1
1.2.1 多传感器融合技术的国内外发展及研究现状.....	2
1.2.2 移动机器人定位导航的国内外发展及研究现状.....	3
1.3 论文的主要内容及章节安排	4
1.4 本章小结	5
第2章 移动机器人硬件结构及传感器数学模型	6
2.1 移动机器人车体结构及车体参数.....	6
2.1.1 车体结构.....	6
2.1.2 车体参数.....	6
2.1.3 移动机器人的运动学模型.....	7
2.2 传感器选择及其数学模型.....	8
2.2.1 数字磁罗盘.....	9
2.2.2 光纤陀螺.....	11
2.2.3 编码器.....	12
2.2.4 双加速度计.....	14
2.3 本章小结.....	16
第3章 移动机器人多传感器信息融合算法	17
3.1 信息融合的定义及方法.....	17
3.1.1 信息融合的定义.....	17
3.1.2 信息融合的方法及选择.....	17
3.2 卡尔曼滤波理论及其方法.....	18
3.3 平淡卡尔曼滤波理论及其方法.....	20
3.4 联邦滤波器原理及联邦平淡卡尔曼滤波器结构.....	23
3.4.1 联邦滤波器工作原理.....	23

3.4.2 联邦平淡卡尔曼滤波器结构应用	24
3.5 小结	25
第 4 章 多传感器捷联式惯性导航算法	26
4.1 捷联式惯性导航系统的基本原理	26
4.1.1 捷联式惯性导航系统常用坐标系	27
4.1.2 捷联式惯性导航系统坐标系转换矩阵	28
4.2 捷联式惯性导航系统数字迭代算法	28
4.2.1 姿态更新算法	29
4.2.2 速度更新算法	29
4.2.3 位置更新算法	30
4.3 多传感器二维捷联式惯性导航系统工作原理	30
4.4 小结	31
第 5 章 算法仿真及结果分析	32
5.1 微型移动机器人角度信息融合算法仿真及结果分析	32
5.1.1 平淡卡尔曼滤波器角速度融合算法仿真结果及结果分析	33
5.1.2 联合平淡卡尔曼滤波器角度融合算法仿真结果及结果分析	35
5.2 微型移动机器人速度信息融合算法仿真及结果分析	38
5.3 微型移动机器人多传感器二维捷联式惯性导航系统算法仿真及结果分析	41
5.4 小结	43
总结	44
参考文献	46
致谢	48
攻读硕士期间发表（含录用）的学术论文	49

第1章 绪论

1.1 引言

目前，科学技术已经进入了新的时代，无论是在材料、通信、电子领域还是控制技术方面都已经有了迅猛的发展。移动机器人是以后科技发展的趋势，它的意义不仅在于能够让人摆脱沉重的劳动，也能使其在工作中远离危险系数高的区域。要完成这一系列的工作，移动机器人必须在通信技术、自动控制算法、机械制造、材料、微电子技术等很多技术方面都有很高的科技含量。它一旦能够在不受空间、时间和操作人员距离限制的影响下完成自主控制任务，它将融入人们生活的各个方面和工作领域当中^[1-5]。

美国Unimation公司于1962年生产的机械臂Unimate在美国通用汽车公司作为第一代机器人投入使用，自此之后，机器人技术逐步得到蓬勃发展。机器人技术在摆脱了刚开始的程序控制、具有初级感觉的自适应机器人状态之后，现在逐渐向高级智能移动机器人方向迈进^[6-7]；智能移动机器人一个重要特性在于其“移动工作”的特点，因此当需要它完成规定的工作时它必须知道自己的本体位置以及运动状态，以方便更加完美的去实现各种复杂的任务和功能。

移动机器人定位的种类和方法都比较多，但总体上可以划分为两类：相对定位和绝对定位。本文的主要工作是通过对微型移动机器人自身携带的传感器（其中包括：数字磁罗盘、陀螺、加速度计、编码器）测量的结果进行融合滤波，并经过捷联式惯性导航系统，对其自身的位置及运动状态进行相对定位估计。

1.2 移动机器人多传感器融合技术及定位导航的国内外发展及研究现状

移动机器人的定位是能够对其进行导航的先决条件，如果定位的精度不能提高，给出较为准确的移动机器人位置，则对其进行导航精度的提高也就无从谈起。到目前为止，还没有任何一种单一的传感器能够保证在对目标的检测过程中，在每一时刻都能提供完全并且可靠的运动学信息，但是他们在性能上具有一定的差异与互补的特性，这也提示我们可以采用分析并综合各个传感器所获得的测量结果和信息，并按照其有效性对多个传感器的测量结果采用融合算法进行数据融合，从而获取到比任何一个单一的传感器所

获得的信息更加可靠且准确的运动学信息，即现在被我们所经常采用的多传感器信息融合方法，该方法已经在很多学科和领域中获得较多的应用和实践。

数据融合算法在某些情况下需要较大的计算量，这样无疑于增大了处理器的工作量，然而它的优点是能够使得微型移动机器人的定位和导航在准确度和精度方面有很大的提高，随着科技的发展，处理器的功能和数据的处理能力将会变得更加强大，所以现阶段处理器的工作能力将逐步接受数据融合算法所要求的高负荷的计算量，这使得数据融合技术会在越来越多的领域应用，本文中即将其应用到微型移动机器人的定位和导航系统中。

1.2.1 多传感器融合技术的国内外发展及研究现状

二十世纪七十年代初，多传感器信息融合技术逐渐开始在军事领域中进行研究和探索；美国于一九八四年将数据融合项目列为二十一项技术之一，认为它是关系国家安全的重大项目，与此同时还专门成立了数据融合专家小组，对此项技术进行专门的研究攻坚；自二十世纪八十年代，在应用领域，尤其是在军事领域自动化和智能化的促进之下，多传感器数据融合这方面的研究迅速成为热门，并很快进入了其他各个领域之中，移动机器人领域便是其中的一个：美籍华人Ren C.Luo，于1989年9月在IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics 上发表综述性文章“Multisensor Integration and Fusion in Intelligent System”，给出了多传感器融合系统的一般模式，如图1.1所示，产生了较为深远的影响^[8-10]；之后多传感器融合技术在各个领域的发展日趋成熟，国际信息融合学会（International Society of Information Fusion, ISIF）于一九九八年成立，并在美国设立了总部，每年举行会议，吸引了大批的各国专家前往，在很大程度上促进了信息融合技术的发展和应用。

近年来，各种成熟的技术也逐渐进入信息融合领域，例如：贝叶斯估计、神经网络、最优线性估计、卡尔曼滤波等等，也从各个方面源源不断的给信息融合技术注入新鲜的血液，使其更加完善和富有动力^[11-14]。

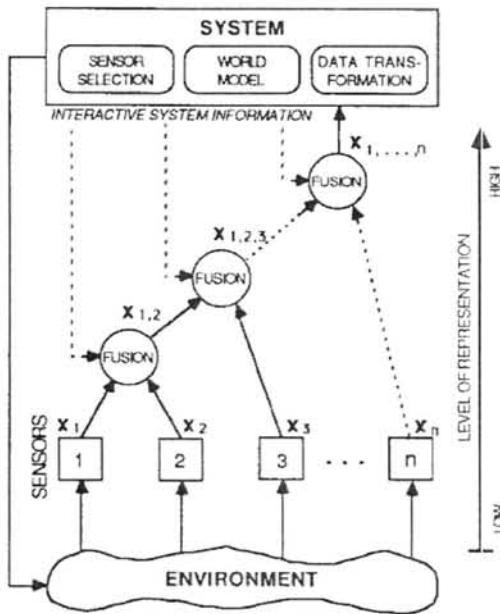


图 1.1 多传感器融合系统的一般模式

1.2.2 移动机器人定位导航的国内外发展及研究现状

在移动机器人定位导航技术中最为流行的是GPS (Global Positioning System) 卫星定位导航系统以及捷联式惯性导航系统，它们分别隶属于绝对定位方法和相对定位方法。

七十年代开始，美国就开始研制第2代星基无线导航系统-GPS，它为各用户实时提供被测物体的速度、位置以及时间等具体信息，实现了全天候、连续的实时定位导航的功能；这个无线导航系统（GPS）共拥有二十四个导航卫星，还拥有包括地面站主控站、检测站等在内的多个部分，并于一九九四年正式投入使用；GPS系统所具有的全球覆盖、全天候、高精度的特性，使其在应用中展现出明显的优势，并受到广大工程测量、航空摄影、运载导航、地形及资源勘查等各个领域的工作者的喜爱和追逐^[15]，但是采用GPS定位导航系统也存在着较多的问题有待于解决：当检测目标进入水下、隧道、森林、建筑群密集区或位于桥底、室内等区域时，它的采样结果会丢失目标，无法监测到目标的实时状态，因此GPS定位导航的应用在一定程度上受到限制；而且，GPS的采样频率较低，也从另一方面限制和制约了GPS导航的应用和发展。

捷联式惯性导航系统是德国人在第2次世界大战后期率先在V-2导弹上使用了最为

原始的捷联式惯性导航系统，其主要原理是在导弹上安装了一个积分加速度计和两个位置陀螺，以用来解决测量导弹的基本参数等问题；二战结束之后，在苏美军备互相角逐的大环境下，惯性技术取得了长足的发展，由最初的应用在军用领域运载器，逐步发展到进入民用领域运载器的应用中，而其本身也逐渐成为一种较为成熟的导航仪器装置；但是这种高精度的惯性平台导航系统非常昂贵，当时其中仅一台浮球平台系统的研制所花费的资金就超过了一千万美元，而且即使在将其批量生产之后，其每一套的成本也不低于四百万美元，其高额的费用让很多运载器的制造厂商伤透了脑筋^[16]；因而捷联式惯性导航系统凭借其简单的结构、较小的体积和重量、低廉的成本等诸多优点，在近些年来的导航仪器中得到了较为迅速的技术进步和应用。在二十世纪五十年代中期，美国将捷联式惯性导航技术应用于航天飞行器的设计当中，并在宇宙飞船“阿波罗-13”上成功实施。此后，美国又设计成功了助推火箭惯性导航系统“德尔塔”^[17]、火星降落惯性测量装置“海盗”^[18]、反舰导弹的捷联式惯性导航系统“捕鲸叉”等^[19]。

伴随着微电子、通信、计算机等方面技术的迅猛发展，芯片的体积和重量将不断缩小和减轻，而且芯片的测量速度和数据传输速度会不断加快，从不同的方面为捷联式惯性导航技术的发展提供了便利的条件，现在，捷联式惯性导航系统已经在很大程度上取代了原始的惯性平台导航系统，逐步进入捷联式惯性导航系统的新时期。

1.3 论文的主要内容及章节安排

本文主要是对多传感器的二维捷联式惯性导航系统在微型移动机器人运动状态估计中的应用进行了研究，其中包括了三大部分：（1）每一个传感器测量原理的特点和数学测量模型，及同一传感器在测量不同要素方面的应用；（2）平滑卡尔曼滤波器、联邦滤波器对多传感器获取信息的滤波融合；（3）基于多传感器的二维捷联式惯性导航系统在微型移动机器人运动状态估计中的应用。共分为六部分介绍：

第一章绪论：对于移动机器人多传感器融合技术、定位的国内外发展及对研究现状和本文的主要工作进行了简要的介绍。

第二章移动机器人硬件结构及传感器测量数学模型：对于在微型移动机器人中所采用的各种传感器进行了介绍，分析了各种传感器的特点并建立了其测量数学模型，其中包括了：采用双加速度计对微型移动机器人的速度、角速度绝对值进行测量和计算；采

用双编码器对微型移动机器人的速度和角度增量进行测量等等。

第三章移动机器人多传感器信息融合算法：主要介绍了平淡卡尔曼滤波器的原理，以及其在联邦平淡卡尔曼滤波器中的应用，并详细说明了本文所采用的联邦平淡卡尔曼滤波器的具体结构及其用法。

第四章多传感器捷联式惯性导航算法：本文首先介绍了常用的捷联式惯性导航系统的原理及其结构；然后介绍了微型移动机器人所运行的环境，并针对其二维环境的特点引入了基于多传感器的二维捷联式惯性导航系统。文中详细地介绍了该导航系统在微型移动机器人定位导航过程中的应用原理及用法。

第五章仿真结果和分析：主要对于微型移动机器人的角速度融合、速度融合计角度融合的仿真和结果分析；对于基于多传感器的二维捷联式惯性导航系统进行了仿真，并将其与两种不同的捷联式惯性导航系统的的仿真结果进行了比较和分析。

最后是对于本文研究的总结和对下一步研究的展望。

1.4 本章小结

本章首先简要介绍了移动机器人发展历程，接着叙述了多传感器信息融合技术及各种技术在移动机器人定位导航中应用的国内外发展及研究现状，最后介绍了本论文的主要内容和研究重点，为下一步的论文研究打下良好的基础。

第2章 移动机器人硬件结构及传感器数学模型

2.1 移动机器人体结构及车体参数

2.1.1 车体结构

在本项目中的微型移动机器人采用了结构相对简单、控制方法较为容易实现并且稳定性较好的两轮差动驱动控制方式：在微型移动机器人的后部有两个独立的直流电机驱动轮，前端有一个可以自由转动无动力的万向轮，因此可以通过控制两个直流电机的转速较为容易地控制移动机器人的前进和转向，这也是我们采用双编码器测量移动机器人位姿的原理^[5]。我们在本次设计中采用的是基于多传感器的捷联式惯性导航系统，其中应用到的传感器有：数字磁罗盘（1个）、光纤速率陀螺（1个）、加速度计（2个，分别位于万向轮的两侧）、编码器（2个，分别位于左右轮码盘处，以用来测量左右轮的转动增量），各个传感器所处的具体位置及整个微型移动机器人的车体结构如下所示：

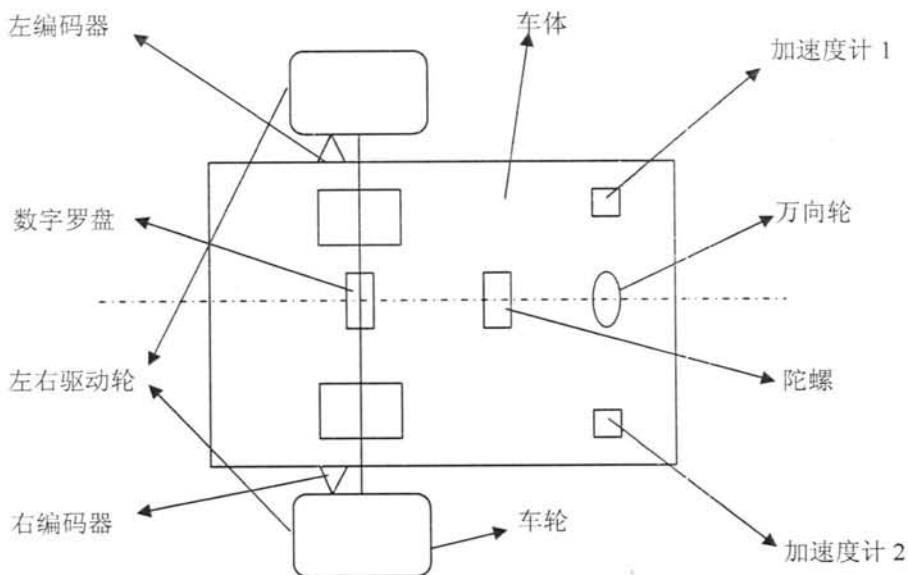


图 2.1 车体结构框图

2.1.2 车体参数

在本次设计计算过程中所用到车体的部分参数如下图所示：

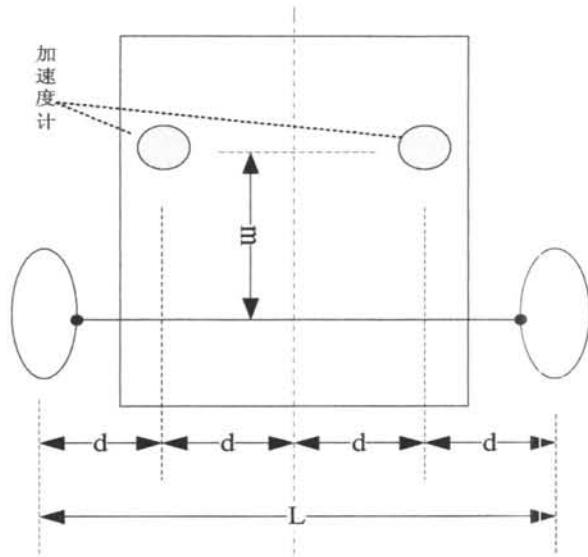


图 2.2 车体参数

其中：左右加速度计与车体中线的距离为 $d=0.02m$ ；左右轮的间距为 $L=0.08m$ ；加速度计与左右轮车轴的垂直距离 $m=0.04m$ ；左右加速度计与左右轮水平距离为 $d=0.02m$ ；其具体的参数位置如上图所示。

2.1.3 移动机器人的运动学模型

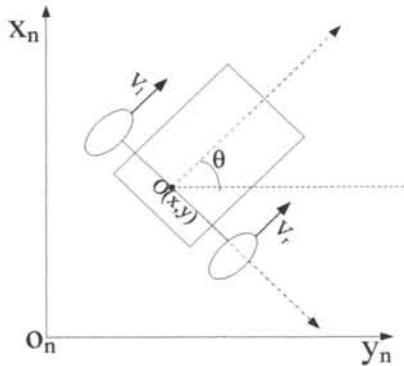


图 2.3 微型移动机器人运动学模型

移动机器人的数学模型如上图所示，取左右两驱动轮中心线的中点 $O(x, y)$ 作为移动机器人的轨迹参考点；设其左右两轮驱动轮的速度分别为 v_l 和 v_r ，则移动机器人的运动学模型可以表示为^[6]：

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \\ w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & 0 \\ \sin \theta & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} v \\ w \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

其中: $\begin{cases} v = \frac{v_l + v_r}{2} \\ w = \frac{v_r - v_l}{L * \Delta t} \end{cases} \quad (2.2)$

将公式(1)(2)离散化后可得:

$$\begin{cases} x(i+1) = x(i) + v(i) * \Delta t * \cos \theta(i) \\ y(i+1) = y(i) + v(i) * \Delta t * \sin \theta(i) \\ \theta(i+1) = \theta(i) + w(i) * \Delta t \end{cases} \quad (2.3)$$

其中 $\begin{cases} v(i) = \frac{v_l(i) + v_r(i)}{2} \\ w(i) = \frac{v_r(i) - v_l(i)}{L * \Delta t} \end{cases} \quad (2.4)$

在 (2.1)、(2.2)、(2.3)、(2.4) 中, v_x 为微型移动机器人在 x 轴上的速度; v_y 为微型移动机器人在 y 轴上的速度; v 为微型移动机器人的速度; w 为微型移动机器人的角速度; x , y 分别为微型移动机器人参考点 O 在导航坐标系下的位置坐标; i 表示在 i 时刻的值; Δt 为采样周期; L 为微型移动机器人驱动轮之间的距离, 如图 2.2 所示。

2.2 传感器选择及其数学模型

对于微型移动机器人运动状态的估计, 要求该系统能从其自身携带的传感器的测量信息中计算出微型移动机器人从该时刻的初始位置到下一时刻期间所经过的位移, 以及此刻的位姿, 从而计算出微型移动机器人在导航坐标系中的位置和方位角。在多传感器系统的设计之中, 不仅仅要考虑每一个传感器其自身的特性和功能是否能够符合在本次设计中的需要, 同时还需要注意其在各个传感器之间的相互协调和互补即每一个传感器与整个系统的关系^[20], 总上所述, 在微型移动机器人运动状态的估计系统中所需要考虑的多传感器选择问题可总结如下:

(1) 传感器的互补性: 对于车体在同一环境中的某一个特征, 不同传感器所提供的测

量信息应该具备互补性；

(2) 传感器测量范围：在选择传感器时需要考虑其最小测量范围和最大有效范围，需要使其符合本系统设计的需要；

(3) 传感器的实时操作性：传感器数据更新的频率应与平台的推进速度相协调，否则在使用过程中需要额外考虑其数据的测量更新问题；

(4) 传感器尺寸：传感器的尺寸和重量在实际应用中应给予考虑，较大尺寸和较重的传感器在微型机器人的使用中将造成诸多不便，应当考虑在实际系统中的需要和所能承受的能力范围，尽量减轻车体的载重量，方便车体的运动；

(5) 传感器的可扩展性：传感器的数量和类型可能会因为任务需要的变化而改变，这就需要系统具有较好的可扩展性。

在传统意义上，捷联式惯性导航系统采用高精度传感器（加速度计和陀螺的测量精度较高）已经可以取得较好的导航效果，但高精度的传感器势必会给工程带来较高的成本。在本次设计中，我们考虑到降低工程的成本，且在不降低估计精度的情况下，采用了基于多传感器（低精度传感器）捷联式惯性导航系统，其中采用的传感器有：HMC5843 数字磁罗盘、LY5150ALH 光纤速率陀螺、ADXL345 加速度计以及采用两组红外传感器实现的编码器，在下面的章节中将会详细介绍各个传感器的特点，并给出了其各自的数据测量方法。

2.2.1 数字磁罗盘

我们所生活的地球是一个巨大的磁体，在他的周围存在着静磁场，我们称之为地磁场，这个静磁场空间磁场的分布是确定的，而且这个地磁场的磁感应强度矢量 H 是与地球固连在一起的，磁感应强度大约在 0.5~0.6 高斯左右；在实际应用当中，我们可以将这个地磁场简化地看成一根具有磁力的磁棒，磁棒的方向指向磁北极，它的磁力线开始于南极周围的一个点，并且终止于北极周围的某一点；地球的磁场的感应强度投影在地球表面的分量也是一直指向地磁北极的，它的具体形式如图 2.4 所示^[21]：

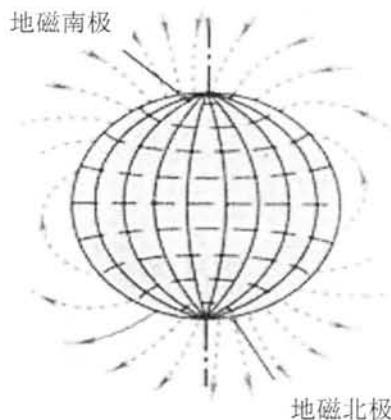


图 2.4 微地磁场示意图

磁罗盘是较早地被用来测量载体的航向仪器装置，它的测量原理是其对地球磁场的测量来确定载体的方向。随着数字化的逐渐普及，人们经过对原始的磁罗盘改进研制出了成本比较低、体积较小、易于通信传输的数字化接口的数字磁罗盘，它的姿态角的输出结果还不随时间漂移，没有时间积累误差，凭借这些优势，数字磁罗盘在现代化导航系统中得到了较为广泛的应用和长足的发展^[22]。地磁场在水平坐标系中可以将其分解为平行于地球表面的水平分量 H_0 和垂直地球表面的垂直分量 H_g ，其具体方法如图 2.5 所示；其中用来确定磁罗盘所指示航向的即为地磁场水平分量 H_0 ；载体的纵轴在水平面中的投影与当地磁子午线的夹角即为磁航向角 θ ，如图 2.5 所示；载体的磁航向角的范围为(0° ~ 360°)；采用磁罗盘所测得地磁场水平分量在水平坐标轴 x 轴和 y 轴的分量值即可解算出载体的磁航向角，亦即磁罗盘的航向角测量原理^[23]：

$$\theta = \arctan\left(\frac{H_{0y}}{H_{0x}}\right)$$

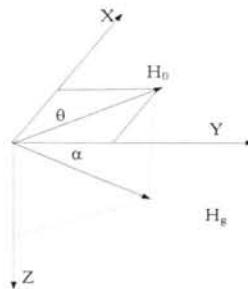


图 2.5 地磁场在坐标系中的分解

在本次设计中采用的是霍尼韦尔 HMC5843 型号的数字磁罗盘。霍尼韦尔 HMC5843 是一种表面安装的多芯片件模块，多用于低成本罗盘和测磁学领域等方面。HMC5853 包括最先进的霍尼韦尔 1043 系列磁阻传感器，以及霍尼韦尔研制的包括放大型、偏置消除、带驱动器、12-bit ADC 和 I2C 系列总线接口的 ASIC。它的大小为 4.0*4.0*1.3mm，为低高度外形件，无引线芯片载体 (LCC) 表面封装。HMC5843 的底视图如图 2.6 所示：

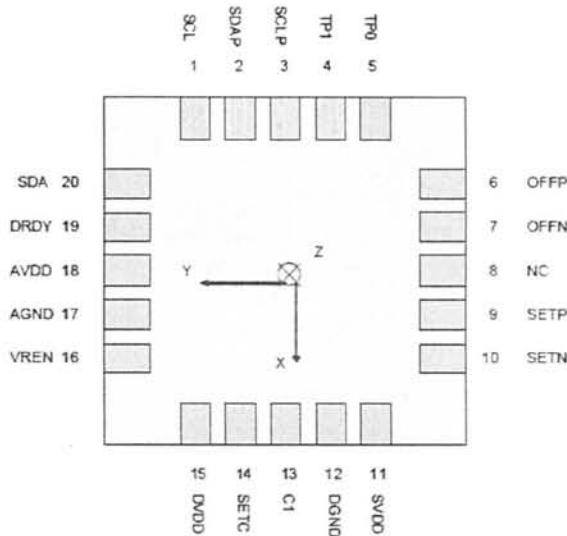


图 2.6 HMC5843 底视图及引脚排列

数字磁罗盘的测量结果不受时间干扰，无积累误差，在无外界干扰的情况下测量精度较高，但是其易于受外界磁场的干扰，当移动机器人靠近磁场时其测量精度会立刻降低，当遇到强磁场时，其测量结果甚至完全不能表示移动机器人的位姿状态，带来较大的测量误差。

2.2.2 光纤陀螺

双自由度陀螺仪自转轴具有稳定性，采用这一特性可将其做成测量航向的仪表，用其测量航向时需要将其外环轴垂直安装，自转轴调整到指北线方向，亦即采用陀螺的自转轴来标志指北线方向，用它作为航向测量的基准；在外环上安装上刻度盘，在表壳上指示，比较两者的差便可以直接测量出载体的航向角^[24]。由此可知，采用单自由度陀螺仪来测量航向时，需要给定一个航向基准，在本文中以真北为航向基准。

光纤速率陀螺(Fiber Optic Gyro, 简称 FOG)，在本文中应用于测量微型移动机器人的瞬时角速率，其测量信息与车速无关，通过接口实时地输出移动机器人的角速度。同

数字磁罗盘一样它具有响应快、重量轻、尺寸小、功耗低等优秀的品质，但由于其在每次启动时都存在难以检测的微小的常值误差，不能用于长时间的指向工作^[25]。在本文设计中采用的是 LY5150ALH 型号光纤速率陀螺，它采用无放大输出，14 位 A/D 转换，精度可达到 $0.08^\circ/\text{s}$ 。其外观图和底视图分别如图 2.7 和 2.8 所示。

由于随着时间的推移，速率陀螺的测量结果将存在较大的积累误差，所以每经过一定的时间必须通过对陀螺进行修正来保证它的测量精度。

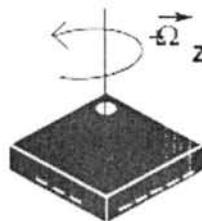


图 2.7 陀螺 LY5150ALH 外观及检测角速率的方向

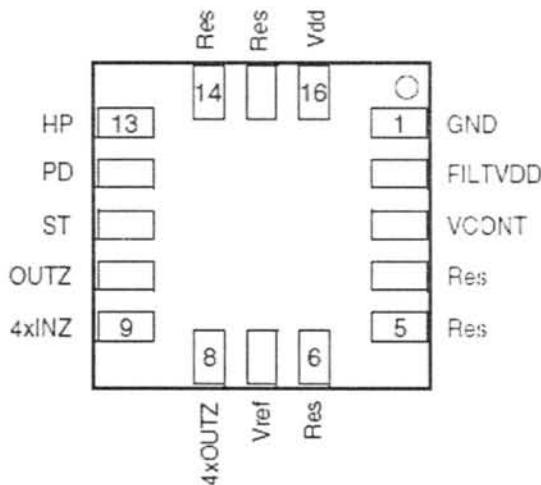


图 2.8 陀螺 LY5150ALH 的底视图及引脚排列

2.2.3 编码器

在本设计中采用两组红外传感器来实现正交编码。每一组传感器均包括信号发射器和信号接收器两部分，当信号发射器发送的红外信号照射在反射码盘上（该反射码盘固定在直流电机的传动机构上，并采用了 1:25 的减速处理装置），该信号经过反射码盘的反射传给信号接收器。在此之前需要将信号发射器和信号接收器固定在一个合适的角度

上，这样即可通过反射码盘将信号发射器的信号反射到信号接收其上，该反射码盘为一黑白相间的码盘如图 2.9 所示。

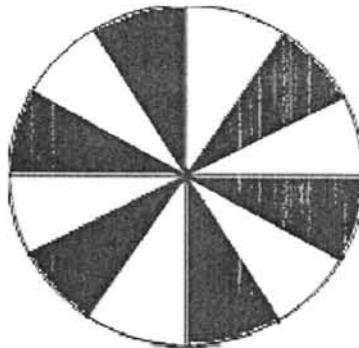


图 2.9 传感器反射码盘示意图

当信号发射与接收传感器聚焦在圆盘上的点在黑白不同的区域时，就使得信号接收传感器所接收到的信号发生了改变，当电机带动反射码盘进行连续转动的时候，其接信号收传感器就能输出一个近似于正弦波的信号。将该信号经过特定的调理电路就可得到一组方波信号^[26]，若要得到两路信号的相位相差 90°，则只要满足条件 (60x+15)° 即可，在本小车中选择 x=2 即 135°，安装于反射码盘的两侧，所以每侧的水平机械角度为 22.5°。由左右编码器测得的左右轮的距离增量可计算出移动机器人运行的距离及角速度^[27]，其具体公式如下：

$$\left\{ \begin{array}{l} \Delta s_i = \frac{\Delta d_{l,i} + \Delta d_{r,i}}{2} \\ \Delta s_{x,i} = \Delta s_i * \cos(\theta_i) \\ \Delta s_{y,i} = \Delta s_i * \sin(\theta_i) \\ v_{x,i} = \Delta s_{x,i} / (t_i - t_{i-1}) \\ v_{y,i} = \Delta s_{y,i} / (t_i - t_{i-1}) \\ w_{encode,i} = \frac{\Delta d_{r,i} - \Delta d_{l,i}}{L(t_i - t_{i-1})} \end{array} \right. \quad (2.5)$$

其中， Δs_i 为 $(i - i-1)$ 时移动机器人运行过的距离； $\Delta d_{l,i}$ ， $\Delta d_{r,i}$ 分别为 $(i - i-1)$ 时移动机器人左右两轮分别经过的距离； $\Delta s_{x,i}$ 为 $(i - i-1)$ 时间段内车体在 x 轴上经过的距离； $\Delta s_{y,i}$ 为 $(i - i-1)$ 时间段内车体在 y 轴上经过的距离； θ_i 为 i 时刻车体的位姿角度； $v_{x,i}$

为 i 时刻车体在 x 轴上的速度; $v_{y,i}$ 为 i 时刻车体在 y 轴上的速度; $w_{encode,i}$ 为通过编码器测量值计算得到的 i 时刻角速度值; L 为车体参数; t_i 为时刻 i 。

本文采用的传感器反射码盘间隔比较大, 精度比较低, 因此编码器的精度也较低, 在使用的过程中需要考虑其精度的问题。

2.2.4 双加速度计

加速度计是惯性导航系统中一种重要的测量敏感载体加速度的组件, 它是将加速度转换成电信号的传感器, 主要应用于对惯性力、倾斜角、振动及冲击等参数值的测量, 它在交通运输、工业控制、农用设备、医疗卫生、航空航天等领域都有着较为广泛的应用。

加速度计的测量结果为比力值, 它的单位为 g , g 是物体在只受重力的状态下, 由于受地球引力—重力的作用而产生的加速度, 被称之为重力加速度。

在文中使用的加速度计是由美国模拟器件公司于 2008 年推出采用 MEMS 技术的 ADXL345。它是具有 I²C 和 SPI 两种数字输出功能的三轴加速度计, 并且它的外观比较小巧, 重量比较轻, 而且量程可以需要在一定的范围内改变, 分辨率比较高, 在功耗方面的需求也比较低^[28]。它的外形尺寸为 3*5*1mm, 其引脚排列及底视图如图 2.10 所示:

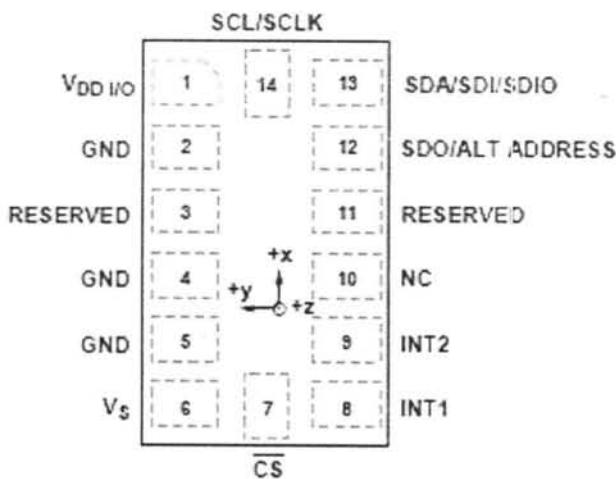


图 2.10 加速度计 ADXL345 底视图及引脚排列

在本次设计中采用了双加速度计模式, 其分别位于万向轮的左右两侧。加速度计的测量值为在载体坐标系(对于在导航过程中使用的坐标系将在第四章中介绍)中的加速

度值，对于捷联式惯性导航系统，需要将加速度的测量结果利用姿态矩阵进行转换，将在载体坐标系中的比力值转换为导航坐标系中的比力值，即加速度值，之后可以将该加速度值进行一次积分得到运载体的速度值，二次积分得到运载体的位置信息；加速度计测量到的比力值由载体坐标系转换到导航坐标系的变换方法为^[26]：

$$\begin{cases} a = C_b^n f^b - (2w_{ie}^n + w_{en}^n) V^n + g^n \\ C_b^n = \begin{pmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ -\cos \theta & \sin \theta \end{pmatrix} \end{cases} \quad (2.6)$$

其中， a 为在导航坐标系内测量车体的速度矢量变化率； f^b 为在载体坐标系内所测量到的比力值； $2w_{ie}^n V^n$ 为哥氏加速度，是由载体坐标系相对于地球表面运动以及地球自身的旋转所引起； $w_{en}^n V^n$ 为载体坐标系为保持在地球表面运动所引起的对地球的向心加速度； g^n 为重力加速度； C_b^n 为比力值由载体坐标系转换到导航坐标系的姿态转移矩阵； θ 为载体的姿态角^[27]。

在本设计中采用的两个加速度计均不在车体的中心位置，故需要对两个加速度计测量结果进行计算以求出移动机器人的加速度，其计算方法为：

$$\begin{pmatrix} a_{x,i} \\ a_{y,i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & 0.5 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{1x,i} & a_{1y,i} \\ a_{2x,i} & a_{2y,i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} mw_i^2 \sin(\theta_i) \\ mw_i^2 \cos(\theta_i) \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

$$\text{故 } \begin{pmatrix} \Delta x_{a,i} \\ \Delta y_{a,i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \int \int a_{x,i} dt \\ \int \int a_{y,i} dt \end{pmatrix} \quad (2.8)$$

其中， $a_{x,i}$ ， $a_{y,i}$ 分别为车体在 x ， y 轴上的加速度值； $a_{1x,i}$ ， $a_{1y,i}$ 分别为加速度计 1 测量到的该点在 x ， y 轴上的加速度值； $a_{2x,i}$ ， $a_{2y,i}$ 分别为加速度计 2 测量到的该点在 x ， y 轴上的加速度值； m 为车体参数，其表示加速度计与左右轮车轴的垂直距离； w_i 为 i 时刻车体的角速度值； $\Delta x_{a,i}$ ， $\Delta y_{a,i}$ 为车体在 Δt （即采样时间）时间内在 x ， y 轴方向上移动的距离。

同时还可以根据两个加速度计的几何关系求得其角速度绝对值大小，其计算方法如下所示：

$$w_{a,i} = \left[\frac{(a_{1x,i-1} - a_{2x,i-1})\sin(\theta_{i-1}) - (a_{1y,i-1} - a_{2y,i-1})\cos(\theta_{i-1})}{2d} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2.9)$$

其中, $w_{a,i}$ 为加速度测量值计算得角速度值; $a_{1x,i-1}$, $a_{1y,i-1}$ 为加速度计 1 在 $i-1$ 时刻的测量值; $a_{2x,i-1}$, $a_{2y,i-1}$ 为加速度计 2 在 $i-1$ 时刻的测量值; θ_{i-1} 为 i 时刻移动机器人的姿态角; d 为车体参数。

在应用中, 使用陀螺所测微型移动机器人的角速度的符号来完善加速度所计算出的角速度的方向, 即可从另一个角度测量出微型移动机器人的角速度, 与其他传感器的测量结果进行互补, 以在融合之后得到更为准确的微型移动机器人的角速度。

2.3 本章小结

本章主要介绍了微型移动机器人的硬件结构以及微型移动机器人所携带的各个传感器的具体位置和作用, 并分别介绍了各个传感器的测量原理及其测量数学模型。并提出了根据双加速度计在位置上的几何关系, 通过两者的测量结果计算出微型移动机器人的角速度绝对值的方法, 为进一步研究微型移动机器人的运动轨迹打下了较好的基础。

第3章 移动机器人多传感器信息融合算法

在微型移动机器人运动状态估计过程中需要对其随身携带的多个传感器的测量信息进行整合计算，来得到移动机器人的状态信息。移动机器人多传感器信息融合算法是利用不同传感器具有不同的特征，将多个定位传感器进行优化配置，加以性能互补，最大限度消除它们之间可能会存在的矛盾，降低系统的不确定性，从而更为全面地获取可靠的定位结果。

3.1 信息融合的定义及方法

随着微电子技术、材料科学技术、计算机技术、信号检测与处理技术以及控制技术等的迅速发展，大量以复杂应用为基础的多传感器系统逐渐涌现出来。在各种多传感器系统中，信息的表现形式多样，信息数量巨大，信息关系较为复杂，而且需要对测量的信息进行及时、准确并且可靠地分析和处理，由此衍生出的利用计算技术对多传感器所获得的测量信息按照一定的准则下自动分析、优化组合、信息互补以完成所需要的估计与决策，亦使得多传感器信息融合技术得以飞速发展^[29]。

3.1.1 信息融合的定义

信息融合是针对在一个系统中使用多种传感器测量同一个系统特点这一问题而展开的一种新的信息处理的一种研究方法，由此信息融合技术又被称为传感器融合技术或者数据融合技术，它最早是在军事领域得到应用，美国国防部从军事的角度对信息融合进行了定义，Waltz 和 Llinas 对其进行了补充，并定义如下：一种多层次的，多方面的处理过程，这个过程是对多来源的数据进行检测、结合、相关、估计和组合达到精确地状态估计和身份估计，以及完整及时的态势估计和威胁估计^[30]。

一般意义上的信息融合技术就是就是对来自于多个传感器的信息进行多级别、多角度、多层次的信息处理和信息优势重组，得出新的、有意义、较为理想的融合信息的一个过程，从而可以获得单个传感器无法获取的全面的信息^[31]。

3.1.2 信息融合的方法及选择

信息融合技术作为一种数据处理和数据综合的技术，是多门传统学科和技术的集成和应用，处理来自多个不同传感器的信号，从而获得对于目标信息的较为全面地融合数

据。目前，在国内外多传感器信息融合这一方面其融合方法主要有以下几种方法：

(1) 加权平均法：这个方法是对于多个传感器的测量结果进行加权平均操作，这个方法比较适合应用在采用多个相同的传感器来检测同一个被测量的情况^[32]；

(2) 贝叶斯估计法：这个方法的原理是根据传感器给出的测量结果和样本信息合成之后的后验分布，然后对所要检测的目标做出推断，它主要是在决策层的融合方面的应用较多^[33]；

(3) Dempster-Shafer 法：该方法在目前信息融合技术中较为常用，常用于检测目标的位置、大小以及对是否存在进行推断；Dempster-Shafer 证据理论它是属于贝叶斯的扩展方法，它可以根据不知道先验概率所引发的不确定性，它也是一种不精确地推理理论，而贝叶斯估计方法则是根据已经知道的先验概率来对目标做出计算和推断；Dempster-Shafer 方法的推理结构共分为三级：第一级合成，将来自于各个独立传感器的测量信息合成为一个总的输出；第二级推断，对获取的各个传感器信息报告进行推断，并将传感器的报告扩展为目标报告；第三级更新，由于各传感器的测量均存在随机误差，因此在对传感器的测量结果进行合成和推断前要对其进行信息更新^[34]；

(4) 卡尔曼滤波算法：该方法主要用于动态地融合传感器的测量数据，根据各传感器测量模型的统计特性，采用递推的方法来确定在统计意义上的最优状态值，卡尔曼滤波算法要求系统的噪声与传感器的噪声均为高斯白噪声^[31]；联合卡尔曼滤波器的设计思想是对各个传感器的测量信息先分散处理，之后对各个子滤波器的滤波结果进行全局融合，即在所有的子系统中选择测量信息比较全面、传感器的测量数据输出速率和可靠性均比较高的子系统作为整个联邦滤波器的公共参考输入，将此参考输入与其之外的子系统两两结合组成子滤波系统；各个子滤波器之间不进行关联，属于并行关系，从而可以获取局部最优估计结果，之后在主滤波其中将前面得到的各个局部最优估计根据一定的融合算法进行合成，以得到全局的最优估计；

(5) 人工智能法：近年来应用于多传感器信息融合的人工方法有：支持向量机、小波分析理论、神经网络、专家系统等等，他们的发展也从另一方面促进了多传感器信息融合技术的进步和发展。

3.2 卡尔曼滤波理论及其方法

卡尔曼滤波 (Kalman Filter) 是一种最优线性递归估计算法，无论系统所获得的测量数据是否准确，Kalman 滤波都将采用线性系统状态方程和观测方程的递推来得到全局最优的状态估计。

卡尔曼滤波器的整个状态估计过程是通过反馈控制的方法来估计系统的状态，他的估计过程主要可以分成两个方面：

(1) 时间更新过程：

时间更新过程主要是根据时间更新方程来进行的，它的主要任务是及时地向前推算当前时刻状态变量以及误差协方差的估计值，为下一时刻的计算构造出先验估计值，因此时间更新过程也是预测的过程；

(2) 测量更新过程：

测量更新过程主要是把时间更新过程中得到的先验估计值与变量最新测量到的结果进行结合，并构造出改进的后验估计，它是一个反馈的过程，因此测量更新过程也可以看做是一个校正的过程。

离散的卡尔曼滤波器循环更新过程如图 3.1 所示：

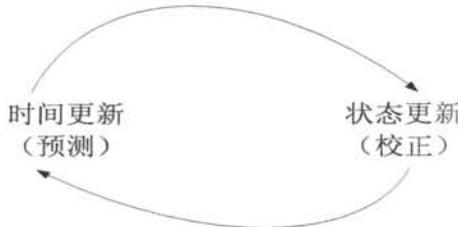


图 3.1 离散卡尔曼滤波器循环更新过程图

假设某一线性离散时间系统可用以下状态方程和观测方程表示：

$$\begin{cases} x_i = Ax_{i-1} + Bu_{i-1} + w_{i-1} \\ z_i = Hx_i + v_i \end{cases} \quad (3.1)$$

其中， x_i 是系统 i 时刻的 n 维状态向量； u_i 是 i 时刻对系统的控制量； z_i 是 i 时刻的测量列向量值； A 是将上一时刻的状态线性的映射到当前时刻状态的 $n*n$ 阶增益矩阵； B 表示控制输入 u 的 $n*l$ 阶增益矩阵； H 是状态变量 x_i 对测量变量 z_i 的增益矩阵； w_i 和 v_i 分

别表示系统和观测的噪声，它们的均值为 0，且满足： $\begin{cases} w_i \sim N(0, Q_i) \\ v_i \sim N(0, R_i) \end{cases}$ ， Q_i 为系统过程噪

声 w_i 的协方差矩阵； R_i 为系统观测噪声 v_i 的协方差矩阵。

则卡尔曼滤波器的时间更新方程可表示如下：

$$\begin{cases} \hat{x}_i^- = A\hat{x}_{i-1} + Bu_{i-1} \\ P_i^- = AP_{i-1}A^T + Q \end{cases} \quad (3.2)$$

其中， \hat{x}_i^- 是 i 时刻的状态估计； P_i^- 是 i 时刻的协方差估计。

公式 (3.2) 是将状态估计 \hat{x}_i^- 和协方差估计 P_i^- 从 $i-1$ 时刻推算到 i 时刻。

$$\begin{cases} K_i = P_i^- H^T (HP_i^- H^T + R)^{-1} \\ \hat{x}_i = \hat{x}_i^- + K_i (z_i - H\hat{x}_i^-) \\ P_i = (I - K_i H)P_i^- \end{cases} \quad (3.3)$$

其中： K_i 是滤波器在 i 时刻的滤波增益； \hat{x}_i 是 i 时刻滤波器的估计值； z_i 是 i 时刻的测量值； I 是单位矩阵； P_i 是更新的 i 时刻的协方差估计。

卡尔曼滤波最大的优点是他的有效性，它的递推特性使整个系统的数据处理不需要大量的存储和计算，因此在移动机器人定位、多传感器信息融合、数据关联等方面得到了较为广泛的应用^[35]。但是经典的卡尔曼算法仅仅能解决在线性方面的问题，且需要较为严格的运动学模型匹配，因此要求移动机器人的运动学模型是线性的，这也是对它的应用一个较大的局限性。

3.3 平淡卡尔曼滤波理论及其方法

卡尔曼滤波器是利用系统的线性数学模型，递推出在不同时刻的滤波结果，但是由于实际中系统往往在不同程度上都存在着非线性：移动机器人的运行状态，飞机的飞行状态，制导系统以及卫星定位系统等，其中的非线性因素都是不可忽略的，不能仅仅采用线性方程来描述。

在对待非线性系统时，常用的卡尔曼滤波的扩展方法有：扩展卡尔曼滤波（EKF，Extended Kalman Filter）、平淡卡尔曼滤波（UKF，Unscented Kalman Filter）等等。扩展卡尔曼滤波（EKF）的工作原理是将非线性的滤波问题通过线性化转换为线性滤波问题，也就是采用近似的方法来解决非线性的问题，在现实的应用当中，扩展卡尔曼滤波通过对非线性问题进行近似处理的方法在某些程度上解决了非线性系统所遇到的问题；但是

当系统的模型是强非线性即无法通过对系统进行线性化或者线性化之后的结果已经无法表示原来的系统时，扩展卡尔曼滤波的方法就不能通过发挥它线性化的作用来解决问题；而平淡卡尔曼滤波（UKF）它放弃了对非线性模型进行线性化的处理，而是通过构造一组 Sigma 点（这些点具有不同的权值）对需要估计的状态分布进行逼近，它还避免了求取雅克比矩阵，这是在扩展卡尔曼滤波器中所不能避免的^[5]，在本次设计中的微型移动机器人的运动状态估计过程属于强非线性系统，为此在本文中采用了平淡卡尔曼滤波器。

平淡卡尔曼滤波（UKF）算法采用的是采样策略来逼近非线性分布的方法，并以 UT 变换为算法的基础，继承了卡尔曼线性的滤波框架，其具体采样形式为确定性采样；平淡卡尔曼滤波器（UKF）通常选取 $(2n+1)$ 个对称的 Sigma 采样点。在对于强非线性系统的处理中，平淡卡尔曼滤波器的计算量和扩展卡尔曼滤波器的计算量没有较大的差别，但在性能方面，平淡卡尔曼滤波器的效果比扩展卡尔曼滤波器要好很多。

假设非线性系统的状态方程和量测方程为：

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k, u_k) + v_k^s \\ y_k = h(x_k) + v_k^m \end{cases} \quad (3.4)$$

其中， x_k 是系统 k 时刻的状态变量； y_k 是系统的量测向量； v_k^s 是过程噪声， v_k^m 为量测噪声，二者为互不相关的高斯白噪声序列，其统计特性满足：

$$E[v_k^s] = 0, \quad E[v_k^m] = 0$$

$$E[v_k^s \cdot (v_j^s)^T] = Q_k \delta_{kj}, \quad E[v_k^m \cdot (v_j^m)^T] = R_k \delta_{kj}, \quad E[v_k^s \cdot (v_j^m)^T] = 0, \quad \forall k, j$$

其中， Q_k 为 v_k^s 的协方差矩阵， R_k 为 v_k^m 的协方差矩阵， δ_{kj} 为 Kronecker delta 函数。

UKF 算法的基本流程如下：

(1) 初始化

$$\begin{cases} \hat{x}_0 = E[x_0] \\ p_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T] \end{cases} \quad (3.5)$$

其中， \hat{x}_0 为 0 时刻测量的平均值； p_0 为 0 时刻的协方差。

(2) 计算 $(2n+1)$ 个采样点 χ_k ：

取 $(2n+1)$ 个采样点

$$\begin{cases} \chi_{0,k} = \hat{x}_k & \forall i = 0 \\ \chi_{i,k} = \hat{x}_k + (\sqrt{(\lambda+n)p_k})_i & \forall i = 1, \dots, n \\ \chi_{i,k} = \hat{x}_k - (\sqrt{(\lambda+n)p_k})_i & \forall i = n+1, \dots, 2n \end{cases}$$

其中： λ 是尺度参数，若假定动态噪声向量服从正态分布，则通常取 $\lambda = 3-n$ ；

$(\sqrt{(\lambda+n)p_k})_i$ 表示矩阵 $(\lambda+n)p_k$ 的平方根的第 i 行或者第 i 列；

则 $(2n+1)$ 个采样点可用一个行向量表示为

$$\chi_k = [\chi_{0,k}, \chi_{1,k}, \chi_{2,k}, \dots, \chi_{2n,k}] \quad (3.6)$$

(3) 时间更新：

$$\chi_{k+1,k}^* = f(\chi_k, u_k) \quad (3.7)$$

$$\hat{x}_{k+1,k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \chi_{k+1,k}^* \quad (3.8)$$

$$p_{k+1,k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [\chi_{i,k+1,k}^* - \hat{x}_{k+1,k}] [\chi_{i,k+1,k}^* - \hat{x}_{k+1,k}]^T + Q_{k+1} \quad (3.9)$$

$$\chi_{k+1,k} = [\hat{x}_{k+1,k}, \hat{x}_{k+1,k} + \sqrt{(\lambda+n)p_{k+1,k}}, \hat{x}_{k+1,k} - \sqrt{(\lambda+n)p_{k+1,k}}] \quad (3.10)$$

$$\zeta_{k+1,k} = h(\chi_{k+1,k}) \quad (3.11)$$

$$\hat{y}_{k+1,k} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(m)} \zeta_{i,k+1,k} \quad (3.12)$$

其中权值 w_k 取

$$\begin{cases} w_0 = \lambda / (\lambda + n), i = 0 \\ w_i^{(m)} = 1 / [2(\lambda + n)], i = 1, \dots, n \\ w_i^{(c)} = 1 / [2(\lambda + n)], i = n+1, \dots, 2n \end{cases}$$

上标 m 和 c 分别表示计算均值和协方差阵时所取的权值， n 为状态变量 x 的维数。

(4) 量测更新：

$$P_{\hat{y}\hat{y}} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [\zeta_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k}] [\zeta_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k}]^T + R_{k+1} \quad (3.13)$$

$$P_{\hat{x}\hat{y}} = \sum_{i=0}^{2n} w_i^{(c)} [\chi_{i,k+1,k} - \hat{x}_{k+1,k}] [\zeta_{i,k+1,k} - \hat{y}_{k+1,k}]^T \quad (3.14)$$

$$K_{k+1} = P_{\hat{y}\hat{y}}^{-1} P_{\hat{x}\hat{y}} \quad (3.15)$$

$$P_{k+1} = P_{k+1,k} - K_{k+1} P_{\hat{y}\hat{y}} K_{k+1}^T \quad (3.16)$$

$$\hat{x}_{k+1} = \hat{x}_{k+1,k} + K_{k+1} (y_{k+1} - \hat{y}_{k+1,k}) \quad (3.17)$$

其中 y_{k+1} 是滤波量测值。

UKF 循环滤波，输出结果， P_{k+1} 为协方差输出， \hat{x}_{k+1} 为信息滤波值，即单个传感器测量值经过 UKF 后的角度输出。

3.4 联邦滤波器原理及联邦平淡卡尔曼滤波器结构

3.4.1 联邦滤波器工作原理

联邦滤波器的信息融合方式采用重置模式，对各子滤波器的滤波结果进行信息融合。在融合-重置式结构中，融合信息在各子滤波器和主滤波器之间按一定比例分配，各子滤波器独立地进行时间更新和量测更新，而主滤波器仅进行时间更新；在融合后全局精度提高，局部滤波器因为有全局滤波器的反馈重置，精度也得以提高，其滤波融合过程为^[37]：

(1) 信息分配过程：

$$\begin{cases} p_k^i = p_k^g / \beta_i \\ \hat{x}_k^i = \hat{x}_k^g, i = 1, 2, \dots, n, m \end{cases} \quad (3.18)$$

其中， i 表示第 i 个滤波器； n 表示滤波器的个数； m 表示主滤波器的编号； p_k^g 为信息融合后的协方差输出； \hat{x}_k^g 为信息融合后的角度输出； \hat{x}_k^i ， p_k^i 为联合滤波器对第 i 个滤波器的信息分配； β_i 是信息分配系数，并满足信息分配原则：

$$\sum_{i=1}^n \beta_i + \beta_m = 1, \quad \beta_i > 0$$

(2) 信息的时间更新

时间更新过程在各子滤波器和主滤波器之间独立进行，各子滤波器时间更新过程如章节 3.1 中所述，主滤波器时间更新如下：

$$\begin{cases} \hat{x}_{k+1}^m = \Phi_{k+1|k} \hat{x}_k^g + B_{k+1|k} u_k \\ P_{k+1}^m = \Phi_{k+1|k} P_k^g \Phi_{k+1|k}^T \end{cases} \quad (3.19)$$

其中： $\Phi_{k+1|k}$ 为系统 k 时刻到 $k+1$ 时刻的状态转移矩阵。

(3) 信息的量测更新

由于主滤波器没有量测量，所以主滤波器没有量测更新；各子滤波器的量测更新过程如章节 3.1 中所述。

(4) 信息融合

$$\begin{cases} P_{k+1}^g = \left[\sum_{i=1}^n (P_{k+1}^i)^{-1} + (P_{k+1}^m)^{-1} \right]^{-1} \\ \hat{x}_{k+1}^g = P_{k+1}^g \left[\sum_{i=1}^n (P_{k+1}^i)^{-1} \hat{x}_{k+1}^i + (P_{k+1}^m)^{-1} \hat{x}_{k+1}^m \right] \end{cases} \quad (3.20)$$

其中， P_{k+1}^g 为联邦卡尔曼滤波器的协方差输出， \hat{x}_{k+1}^g 为联邦卡尔曼滤波器的信息输出，即所求的角度输出。

3.4.2 联邦平淡卡尔曼滤波器结构应用

在本次设计中为了获取微型移动机器人的位姿角度，采用平淡卡尔曼滤波器(UKF)作为联合滤波器子滤波器的联合平淡卡尔曼滤波器(Federal Unscented Kalman Filter, FUKF)，即融合一重置式联邦滤波器，它包含了四个子滤波器和一个主滤波器，其系统的结构如图 3.2 所示。

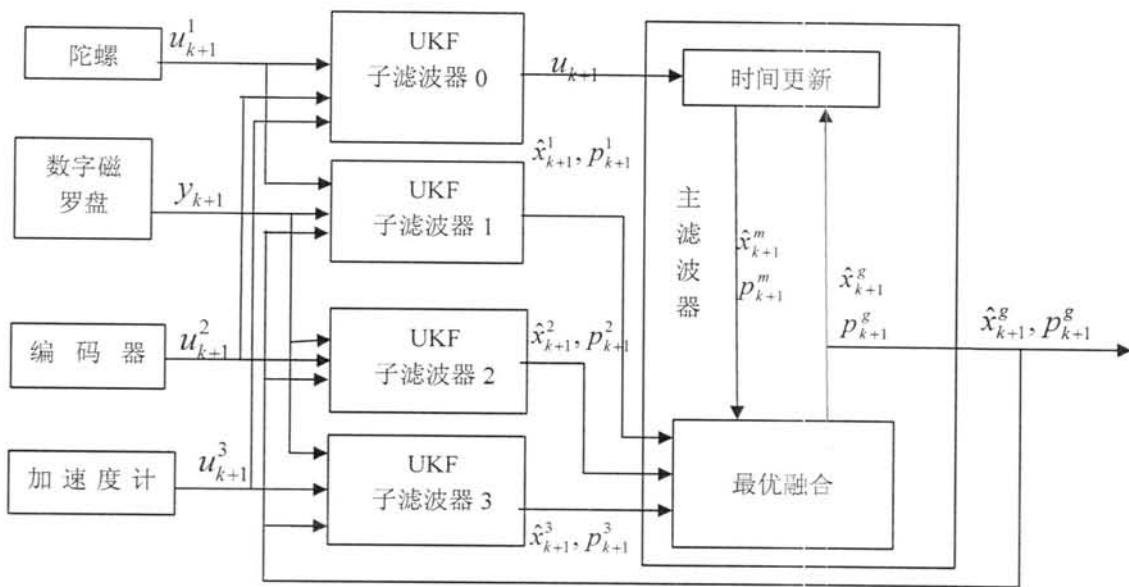


图 3.2 UKF 融合一重置式联邦滤波器系统结构图

3.5 小结

本章首先介绍了多传感器信息融合的含义以及现在常用的方法，然后介绍了卡尔曼滤波及其扩展卡尔曼滤波、平淡卡尔曼滤波，并对其性能进行了比较，最后针对本文中系统的特点提出采用联邦卡平淡尔曼滤波器来对多传感器的信息进行融合，并设计了UKF 联合-重置式联邦滤波器的系统结构，为后面章节捷联式惯性导航系统的研究做了理论铺垫。

第 4 章多传感器捷联式惯性导航算法

捷联式惯性导航系统是将惯性传感器直接安装在载体上，而导航平台的功能则是由计算机来完成，它以数学平台替代了原先平台式惯性导航系统的物理平台，大大降低了整个系统的体积和成本^[38]；现在的捷联式惯性导航系统的结构比较简单，成本较低，可靠性也得到了较大的提高，且比较容易维护，已经在很大程度上赢得市场的青睐。传统意义上应用在移动机器人上的捷联式惯性导航系统采用高精度的传感器已经能够达到较好地导航效果，但是其中所应用的高精度传感器通常需要较高的价格，给工程的造价增加了较高的成本；但当使用低精度的传感器时，捷联惯导系统的导航通常会有较大的误差，导航精度得不到保证，甚至导致导航失败。多传感器信息融合技术是极大限度地提取传感器的有用信息，它是将多个传感器的测量信息进行综合利用，利用处理器对多个传感器按时序的测量结果在一定的准则下，进行自动综合分析，最后给出正确的估计、决策和识别结果^[39]。本文通过采用一定的滤波算法对多个低精度传感器的测量结果进行处理，最终得到较好地估计结果，并将此估计结果应用到捷联惯导系统当中从而提高微型移动机器人定位导航的精度。

4.1 捷联式惯性导航系统的基本原理

捷联式惯性导航系统在初始阶段的发展一定程度上受到了当时落后的计算机技术的约束，当时较大的计算机尺寸对捷联式惯性导航系统（尤其是机载捷联式惯性导航系统）的应用也产生了较大的阻碍，而且当时计算机的计算速度过低也是实现快速精确计算姿态角的一大障碍。当前随着计算机技术以及微型传感器的迅猛发展，捷联式惯性导航系统不仅出现在车辆移动导航、飞机导航、导弹定位等方面，在船舶、潜艇等方面也有着较多的发展。捷联式惯性导航系统已经越来越多的应用在军事领域和民用领域中，图 4.1 为捷联式惯性导航系统的工作原理图。

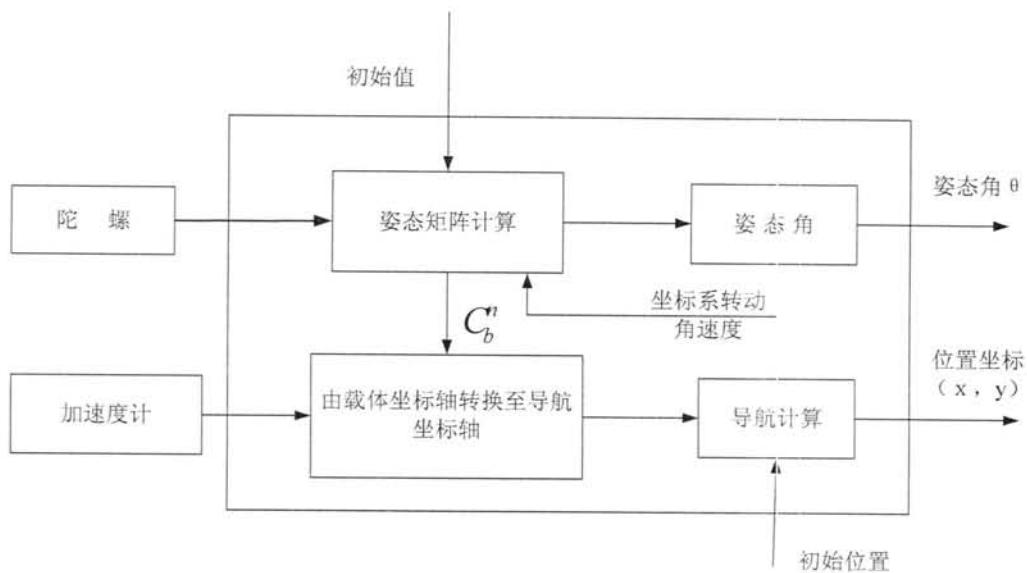


图 4.1 捷联式惯性导航系统工作原理

捷联式惯性导航系统为了从陀螺和加速度计测量结果中提取有效的位姿、速度和位置信息需要对其测量角速度和比力值进行一定的运算，其中主要包括比力的分解、加速度积分以及速度积分确定位姿等工作。位姿的计算和比力的分解、积分计算是捷联式惯性导航系统中对计算机的数据处理能力要求最高的部分。确定位姿的常用方法是计算载体坐标系与导航坐标系（捷联式惯性导航系统的常用坐标系将在下一小节详细叙述）的方向余弦矩阵或采用四元素法，在本文中微型移动移动机器人运动环境采用的是二维平面空间，因此其位姿角度可以直接由数字磁罗盘、陀螺等传感器直接测量或计算得出；而比力加速度在导航系中的分解则需要借助于方向余弦矩阵（在 4.1.2 节中介绍）来解决。

4.1.1 捷联式惯性导航系统常用坐标系

在捷联式惯性导航系统中通常所用的坐标系有：惯性坐标系（i 系）、地球标系（e 系）、导航坐标系（n 系）、游动方位坐标系（w 系）、当地地理坐标系（g 系）以及载体坐标系（b 系）等^[40]，在此仅介绍本文所应用到的导航坐标系（n 系）、当地地理坐标系（g 系）和载体坐标系（b 系）。

(1) 当地地理坐标系（g 系）：它的原点是导航系统所在的位姿，坐标系的坐标轴分别指向北、东和当地的垂线的方向（方向垂直向下指向地心），亦即所说的北东天坐标系。

(2) 导航坐标系 (n 系): 在本设计中采用的是 (1) 中所介绍的当地地理坐标系。

(3) 载体坐标系 (b 系): 它是一个正交坐标系, 该坐标系的坐标轴分别沿着安装导航坐标系的运载体的横滚轴、俯仰轴和偏航轴, 是在以载体为参考空间的坐标系。

4.1.2 捷联式惯性导航系统坐标系转换矩阵

在本次设计中, 微型移动机器人在室内行走, 道路环境比较平坦, 则可忽略其俯仰角和滚转角, 只考虑能够标识其航向的方位角 θ (量程为 $[0, 2\pi]$), 亦即微型移动机器人是在二维环境中运行, 其载体坐标系与导航坐标系的关系图如图 4.2 所示。

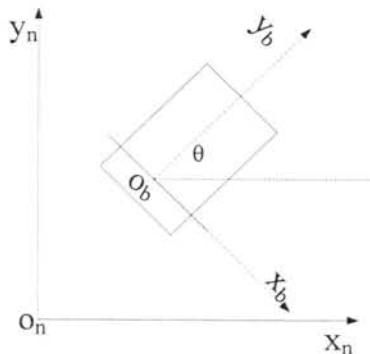


图 4.2 载体坐标系与导航坐标系的关系

$$\begin{pmatrix} x_n \\ y_n \end{pmatrix} = C_b^n \begin{pmatrix} x_b \\ y_b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sin \theta & \cos \theta \\ -\cos \theta & \sin \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_b \\ y_b \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

其中: x_b , y_b 为微型移动机器人在载体坐标系中的坐标值; x_n , y_n 为微型移动机器人在导航坐标系中的坐标值; θ 为移动机器人的方位角; C_b^n 为捷联式惯性导航系统坐标系转换矩阵。

4.2 捷联式惯性导航系统数字迭代算法

传统捷联式惯性导航系统, 采用陀螺测量系统的实时移动角速度、加速度计测量系统的加速度, 通过对角速度、加速度积分得到系统的方位角度以及速度 (经过二次积分得到系统所处的位置), 在本文采用的多传感器二维捷联式惯性导航系统中忽略了微型移动机器人的俯仰角和滚转角, 在移动机器人的位姿估计和导航坐标系坐标转换矩阵的获取过程中都大大的简化了繁琐的计算, 通过多个传感器对同一被测量的测量结果的融

合滤波得到更加准确的系统的运动信息。

4.2.1 姿态更新算法

在多传感器二维捷联式惯性导航系统中，采用数字磁罗盘得到系统的实时方位角 θ_i ；陀螺测量得到上一时刻系统的实时角速度 w_{i-1} ；通过两个加速度计的测量值计算得到系统的实时角速度的绝对值 $|w_{i-1}|$ ；通过左右两轮的编码器测量值计算得出系统由上一时刻到该时刻所转过的角度 $\Delta\theta_i$ ，测量原理如第二章中2.2节所示。各个传感器测量得的角度融合之后得到微型移动机器人的实时方位角 θ'_i ，角度融合过程如图4.3所示，其状态方程和测量方程如下所示：

$$\begin{cases} \theta'_{i|i-1} = \theta_{i-1} + w_{i-1} * \Delta t \\ z_i = \theta_i \end{cases} \quad (4.2)$$

其中： θ_i 为由*i-1*时刻估计的*i*时刻的角度值； θ_{i-1} 为*i-1*时刻的最佳估计值； w_{i-1} 为*i-1*时刻的角速度值； Δt 为测量的时间间隔； z_i 为*i*时刻的角度测量值。



图 4.3 多传感器角度融合

4.2.2 速度更新算法

本设计中采用的系统速度测量传感器主要为：加速度计和编码器。加速度计的测量值经过第一次积分后得到该时刻的速度；左右两轮编码器测量的左右轮的转动增量值经过计算可得到编码器测得的微型移动机器人在该时刻的实时速度，并且通过左右两轮编码器所获得的移动机器人实时速度无时间积累误差，具有较大的参考价值。将加速度计和编码器得到的速度结果经过平淡卡尔曼滤波进行融合之后得到移动机器人的实时速度($v_x(i), v_y(i)$)，速度融合过程如图 4.4 所示：

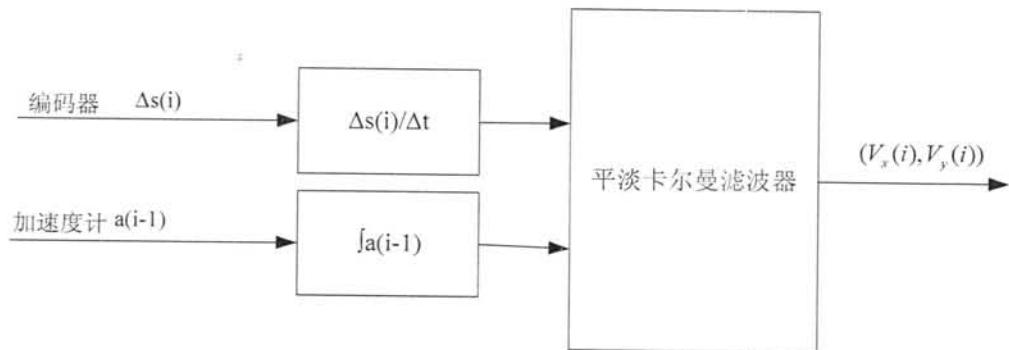


图 4.4 多传感器速度融合

4.2.3 位置更新算法

本次设计中采用对速度积分的方法，如式：

$$\begin{cases} x_i = x_{i-1} + v_{x,i-1} * \Delta t \\ y_i = y_{i-1} + v_{y,i-1} * \Delta t \end{cases} \quad (4.3)$$

其中： x_i ， y_i 分别为微型移动机器人 i 时刻的坐标值； $v_{x,i-1}$ ， $v_{y,i-1}$ 分别为 $i-1$ 时刻微型移动机器人在 x 轴和 y 轴上的速度； Δt 为采样间隔。

4.3 多传感器二维捷联式惯性导航系统工作原理

本设计中采用的多传感器二维捷联式惯性导航系统有两个特点：

- (1) 采用对光纤陀螺、加速度计以及编码器测得的角速度进入平淡卡尔曼滤波器（该滤波器也作为联合滤波器的子滤波器）进行融合，并作为联合滤波器的参考输入，然后分别与数字磁罗盘测得的角度进入联合平淡卡尔曼滤波器的子滤波器进行融合，最后经主滤波器将局部最优结果进行融合，从而得到移动机器人的姿态角，进而得到多传感器二维捷联式惯性导航系统的姿态矩阵；
- (2) 加速度计的测量结果经姿态矩阵计算，从载体坐标系下的比力值转换到导航坐标系下的比力值，经过一次积分之后即可得到速度值并与编码器测得的速度值经过平淡卡尔曼滤波器进行融合，得到的速度经过第二次积分换算得到微型移动机器人在导航坐标系中的位移，其多传感器二维捷联式惯性导航系统的结构如图 4.5。

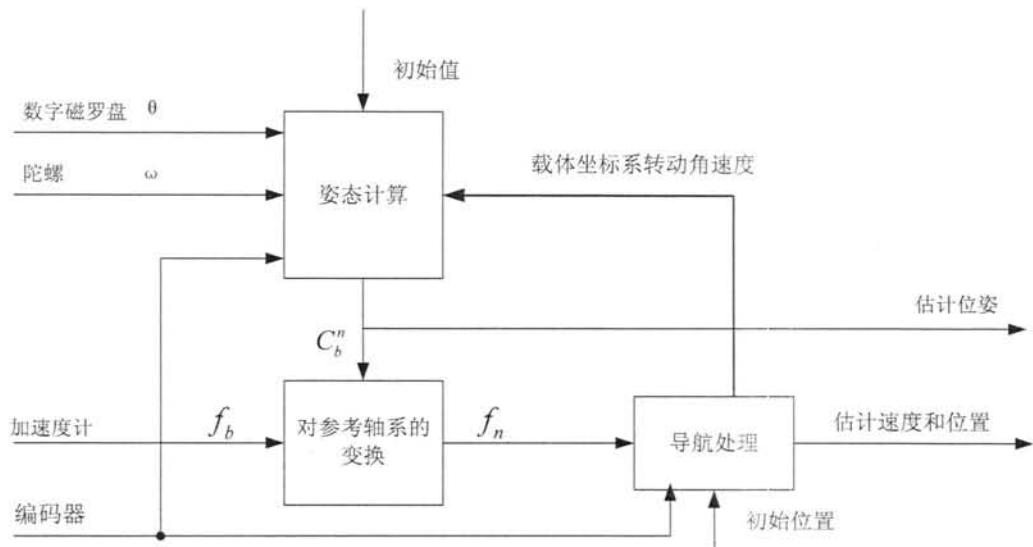


图 4.5 多传感器二维捷联式惯性导航系统结构图

4.4 小结

本章对传统捷联式惯性导航系统的工作原理进行了详细的分析和叙述，并在此基础上引入了多传感器二维捷联式惯性导航系统，在其中详细叙述了多传感器的姿态角度信息融合过程、速度信息融合过程，以及其在捷联式惯性导航系统中的作用，最后给出了多传感器二维捷联式惯性导航系统的设计根据，并介绍了其工作原理和结构图。

第5章 算法仿真及结果分析

在本文设计中采用的多传感器二维捷联式惯性导航系统中使用了数字磁罗盘、陀螺、加速度计、编码器来实现对微型移动机器人的位姿角度和位置的测量和计算。在第四章中介绍了多传感器二维捷联式惯性导航系统平台，基于数字磁罗盘、加速度计、编码器、陀螺的微型移动机器人位姿角度算法，得到其位姿；编码器和加速度计的定位算法得到其位移和位置；两者结合则可对微型移动机器人的运动状态（包括位置姿态信息）进行监测。利用这几种传感器来对移动机器人进行定位具有以下几个特点^[41-43]：

- (1) 数字磁罗盘得到的位姿角度信息易于受外界磁场干扰影响，在干扰强烈时准确性极差，但是其测量值无时间积累误差，实时性较好；
- (2) 陀螺测量的角速度值每次启动时都会有偏差，且有误差随着时间的推移，误差不断积累，不利于长时间使用，但是它的测量结果可以避免车速的影响，而且其在短期内测量结果还是较为准确的；
- (3) 由双加速度计测量结果计算出的微型移动机器人角速度虽然不能确定其方向，但是可以从另一方面测得其角速度的大小；加速度计在定位过程中会有累计误差，但还是能较为完整的描述机器人的实际运动；
- (4) 编码器测量通过测量本时段的微型移动机器人左右两轮的位移增量，可计算得到其位置位移和角度位移。虽然随着时间的推移，其测量的角度和位置都会有较大的误差积累，但是在每一时间段内编码器所测得的角速度和速度值都不受以前时段的速度误差影响，没有时间积累误差；

鉴于以上几点，可利用几种传感器的互补性和信息冗余性对其测量结果进行数据融合，从而提高微型移动机器人位置定位和位姿定位的精确性和稳定性。

在本章中，首先对微型移动机器人的角度信息（包括位姿角度信息和角速度信息）通过联邦平淡卡尔曼滤波器进行融合滤波，然后将多传感器及其融合结果送入二维捷联式惯性导航系统对微型移动机器人的运行状态进行估计，整个过程均在matlab环境中进行仿真，并给出了仿真结果。

5.1 微型移动机器人角度信息融合算法仿真及结果分析

5.1.1 平淡卡尔曼滤波器角速度融合算法仿真结果及结果分析

仿集中移动机器人的初始方位角为正北方向为 0 度，以逆时针为正。车体以及仿真中的固定参数如下：

$$L = 0.08, \quad m = 0.04, \quad d = 0.02, \quad \Delta t = 0.05, \quad v_left = 0.8, \quad v_right = 0.1$$

首先，我们先将陀螺与编码器的输出角速度进行滤波融合，得到滤波后的结果即为较准确的角速度值，其初始值为：

$$w_0 = \begin{bmatrix} 0.0759 \\ 0.0759 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad w_p_0 = \begin{bmatrix} 0.0678 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0009 & 0 \\ 0 & 0 & 0.058 \end{bmatrix}$$

$$R_0 = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1 & 0 \\ 0 & 0 & 0.11 \end{bmatrix}, \quad Q_0 = \begin{bmatrix} 0.4 & 0 & 0 \\ 0 & 0.04 & 0 \\ 0 & 0 & 0.28 \end{bmatrix}$$

角速度融合中平淡卡尔曼滤波器的权重系数为：

$$w_0^{(m)} = -24, \quad w_1^{(m)} = 4.1667, \quad w_2^{(m)} = 4.1667, \quad w_3^{(m)} = 4.1667, \quad w_4^{(m)} = 4.1667,$$

$$w_5^{(m)} = 4.1667, \quad w_6^{(m)} = 4.1667;$$

$$w_0^{(c)} = -21.04, \quad w_1^{(c)} = 4.1667, \quad w_2^{(c)} = 4.1667, \quad w_3^{(c)} = 4.1667, \quad w_4^{(c)} = 4.1667,$$

$$w_5^{(c)} = 4.1667, \quad w_6^{(c)} = 4.1667;$$

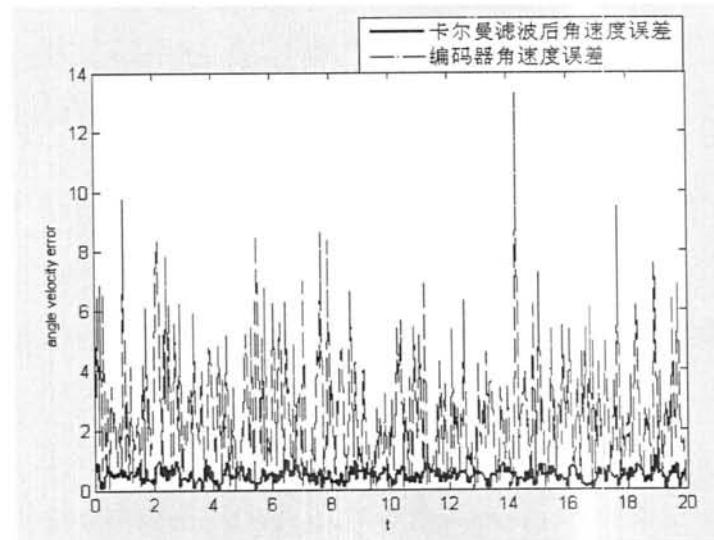


图5.1 编码器输出角速度误差与卡尔曼滤波后角速度误差比较

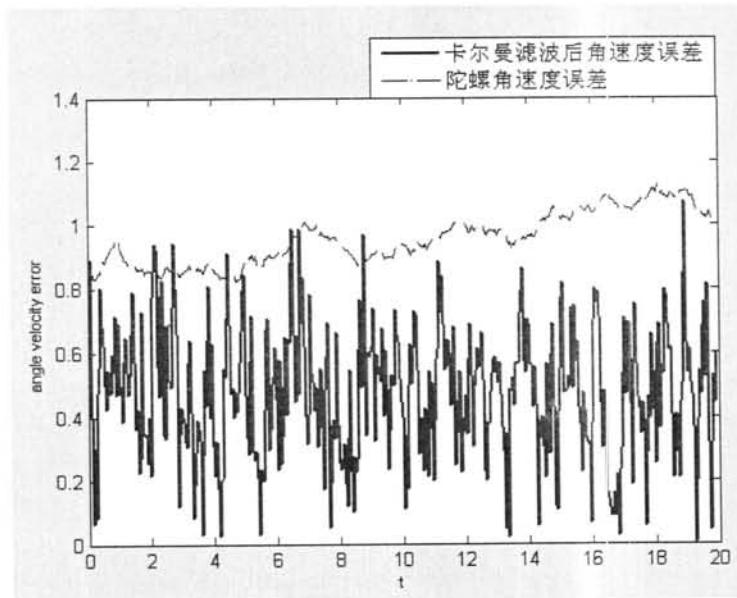


图5.2 陀螺输出角速度误差与卡尔曼滤波后角速度误差比较

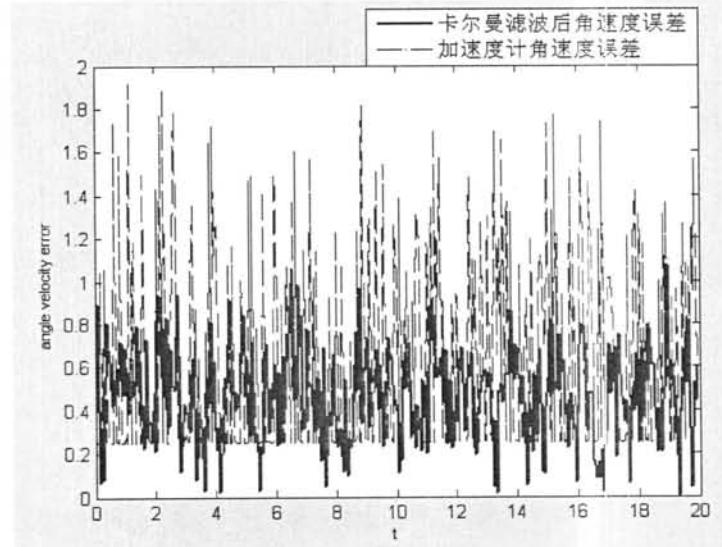


图5.3 加速度计输出角速度误差与卡尔曼滤波后角速度误差比较

图 5.1、图 5.2、图 5.3 即分别为编码器、陀螺、加速度计的原始角速度输出数据误差与进行 UKF 滤波后的角速度结果误差的比较。由上面三个图可以看出，编码器的原始输出误差高达 13.5rad/秒，陀螺原始输出误差高达 1.1rad/秒，加速度计的原始输出误差高达 1.9rad/秒，三者输出值，经 UKF 滤波以后角速度误差下降到最高 1rad/秒，最低 0.01rad/秒，角速度的输出准确度有所提高，为下一步的角度融合提供了较好的参考输入。

5.1.2 联合平淡卡尔曼滤波器角度融合算法仿真结果及结果分析

我们将上一节中的融合角速度作为联合滤波器的参考输入 u ，数字磁罗盘的测量值分别与编码器、陀螺、加速度计组成联合平淡卡尔曼滤波器的子滤波器 1、子滤波器 2 和子滤波器 3，其结构如图 3.2 所示。联邦滤波器的输入初值为：

$$\hat{x}_0^1 = 1.0531, \quad u_0^1 = 0.0759, \quad P_0^1 = 4.4699;$$

$$\hat{x}_0^2 = 1.0531, \quad u_0^2 = 0.0759, \quad P_0^2 = 4.4699;$$

$$\hat{x}_0^3 = 1.0531, \quad u_0^3 = 0.0759, \quad P_0^3 = 4.4699;$$

$$\hat{x}_0^m = 1.0531, \quad u_0^m = 0.0759, \quad P_0^m = 4.4699;$$

$$R_0^1 = 0.01, \quad Q_0^1 = 0.01, \quad R_0^2 = 0.10, \quad Q_0^2 = 0.01, \quad R_0^3 = 0.10, \quad Q_0^3 = 0.01;$$

$$\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \frac{13}{4}, \quad \beta_m = 13^\circ.$$

三个子滤波器的角度融合的权重系数均为：

$$w_0^{(m)} = \frac{2}{3}, \quad w_1^{(m)} = \frac{1}{6}, \quad w_2^{(m)} = \frac{1}{6};$$

$$w_0^{(c)} = \frac{2}{3}, \quad w_1^{(c)} = \frac{1}{6}, \quad w_2^{(c)} = \frac{1}{6};$$

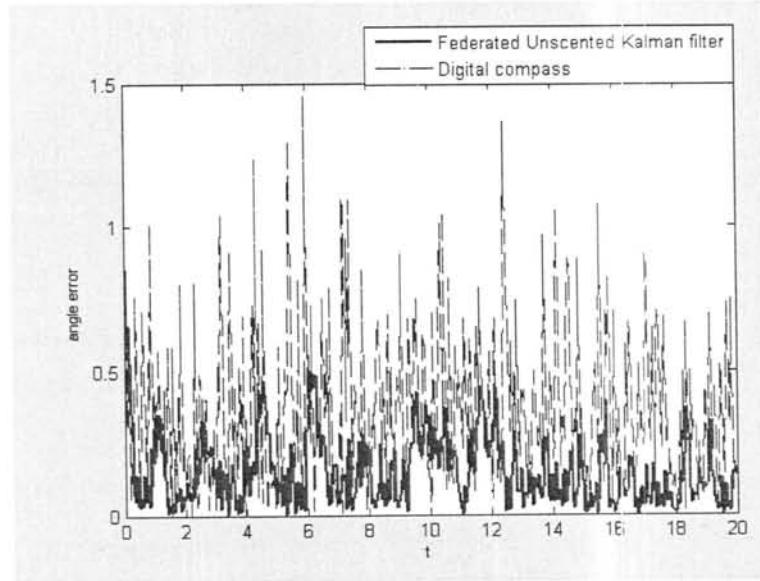


图5.4 数字磁罗盘的输出角度误差与联邦平淡卡尔曼滤波后的角度误差比较

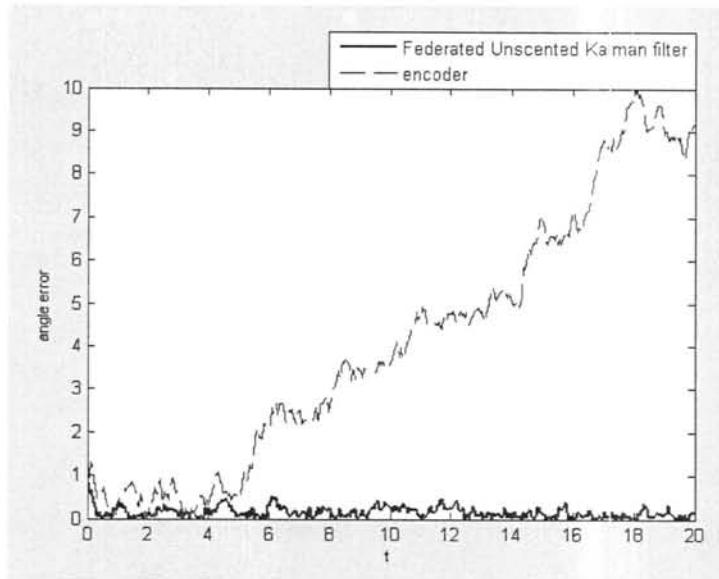


图5.5 由编码器计算得出的角度误差与联邦平淡卡尔曼滤波后的角度误差比较

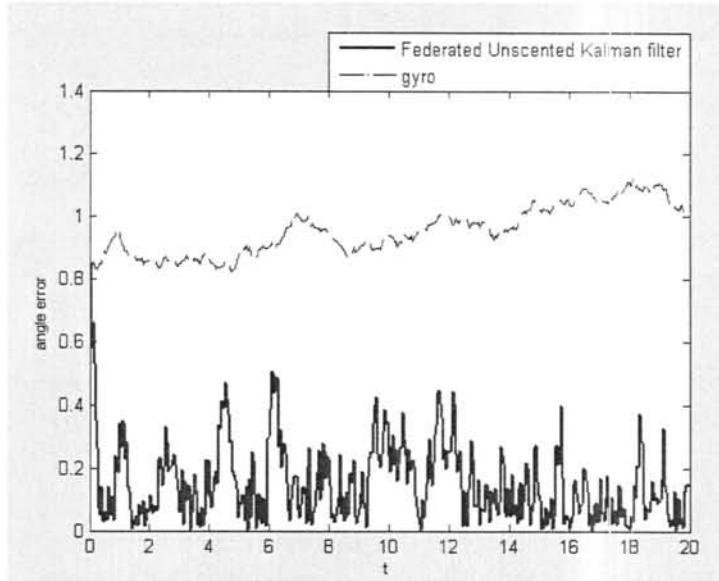


图5.6 由陀螺计算得出的角度误差与联邦平淡卡尔曼滤波后的角度误差比较

图 5.4、图 5.5、图 5.6 即分别为数字磁罗盘的输出角度误差、编码器计算得出的角度误差、陀螺计算得出的角度误差与经过联邦平淡卡尔曼滤波器后的角度结果误差的比较。由以上三个图可以看出数字磁罗盘的输出角度误差最高达到 1.5rad ，编码器计算得出的角度误差由于误差的积累高达 10rad ，而通过陀螺测量值计算得出的角度误差也高达 1.05rad ，在将各个传感器的测量结果经过联邦滤波器之后其滤波后的角度误差大大降

低，最高为 0.5rad 左右，为捷联式惯性导航系统的位姿使用奠定了良好的基础。

表 1 为各传感器滤波前后的均方差值，由表 1 可以看出，由编码器的测量结果计算得出的角度误差的均方差最大，高达 25.5930，由陀螺的测量结果计算得出的角度误差均方差次之，为 0.9207，由数字磁罗盘输出的角度误差均方差最低，但也高达 0.2095。在采用联邦平淡卡尔曼滤波之后的角度误差均方差降低到 0.0355，比数字磁罗盘的误差均方差还低 10 倍以上，远远小于实际测量误差均方差，其结果是比较理想的。

表 5.1 滤波前后误差均方差比较

均方差	
Fiber optic gyro	0.9207
Photoelectric encode	25.5930
Digital compass	0.2095
Federated Unscented Kalman filter	0.0355

5.2 微型移动机器人速度信息融合算法仿真及结果分析

在本次设计中微型移动机器人所携带的用来测量其速度的传感器为编码器和加速度计。编码器采用测量左右轮的脉冲增量来计算微型移动机器人移动过的路程增量，并通过利用微型移动机器人的位姿角度和采样时间计算出其在本段时间采样过程中的速度（即其在 x 轴和 y 轴方向上的分速度），具体计算过程如 2.2.3 节中所述；本文中采用了双加速度计结构，即通过加速度计 1 和加速度计 2 的测量结果来计算出微型移动机器人的具体加速度大小，并经过积分后得到微型移动机器人的速度，之后与编码器得到的速度一起进入平淡卡尔曼滤波器进行融合滤波，得到移动机器人 x 轴和 y 轴方向上的分速度，其结构如图 4.4 所示。

在本设计中在 x 轴的平淡卡尔曼滤波器的初始输入值为：

$$\text{accelerometer1_x}(1) = -0.0155, \quad \text{accelerometer2_x}(1) = 0.0160;$$

$$\text{encoder_left}(1) = 0.0108, \quad \text{encoder_right}(1) = 0.0108; \quad \theta(1) = 1.0531;$$

速度融合中平淡卡尔曼滤波器的权重系数为：

$$w_0^{(m)} = -99, \quad w_1^{(m)} = 25, \quad w_2^{(m)} = 25, \quad w_3^{(m)} = 25, \quad w_4^{(m)} = 25;$$

$$w_0^{(c)} = -96.01, \quad w_1^{(c)} = 25, \quad w_2^{(c)} = 25, \quad w_3^{(c)} = 25, \quad w_4^{(c)} = 25;$$

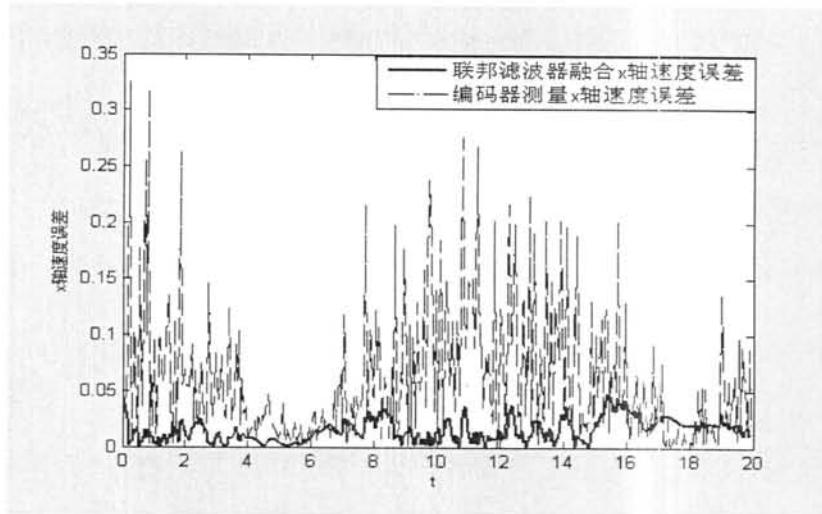


图5.7 编码器测量x轴速度误差与平淡卡尔曼滤波后的x轴速度误差比较

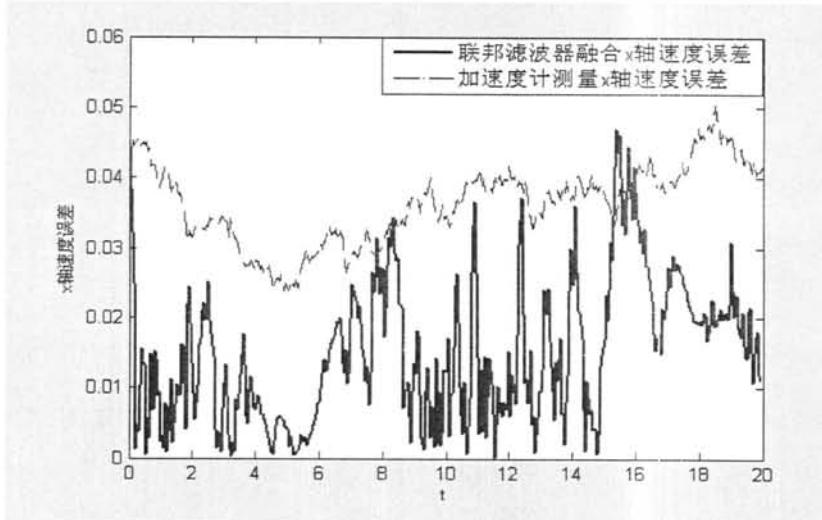


图5.8 加速度计测量x轴速度误差与平淡卡尔曼滤波后的x轴速度误差比较

图 5.7、图 5.8 分别为由编码器和加速度计的测量结果计算得出的在 x 轴上的速度误差与经过平淡卡尔曼滤波器融合后的 x 轴上的速度的比较。由以上两个图可以看出，由编码器计算得出的 x 轴速度误差最高为 0.33m/s ；由加速度计计算得出的 x 轴速度误差最高为 0.05m/s ；在将两者的计算结果经过平淡卡尔曼滤波器融合滤波之后，得出的微型移动机器人的速度误差降低到 0.04m/s ，在一定程度上提高了精度。

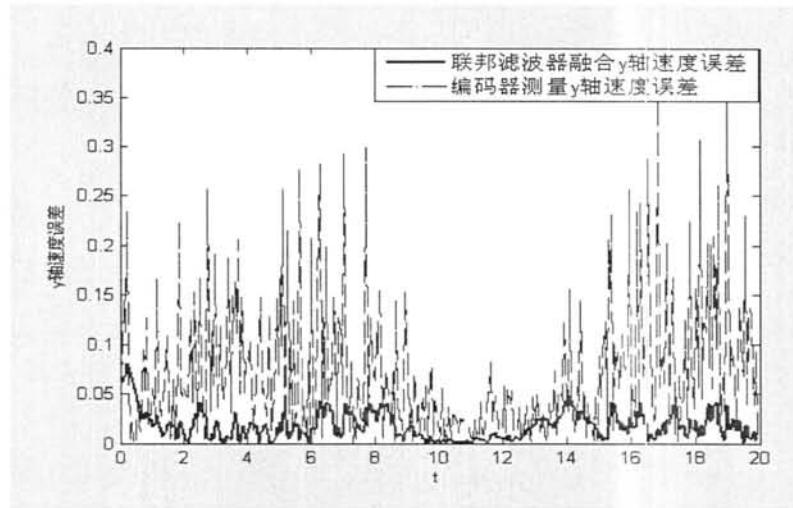


图 5.9 编码器测量 y 轴速度误差与平淡卡尔曼滤波后的 y 轴速度误差比较

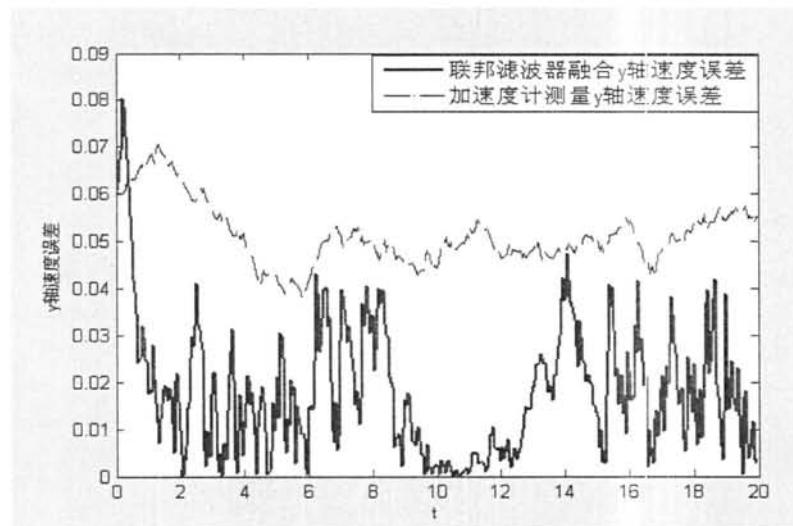


图 5.10 加速度计测量 y 轴速度误差与平淡卡尔曼滤波后的 y 轴速度误差比较

图 5.9、图 5.10 分别为由编码器和加速度计的测量结果计算得出的在 y 轴上的速度误差与经过平淡卡尔曼滤波器融合后的 y 轴上的速度的比较。由以上两个图可以看出，由编码器计算得出的 y 轴速度误差最高为 0.36m/s ；由加速度计计算得出的 x 轴速度误差最高为 0.07m/s ；在将两者的计算结果经过平淡卡尔曼滤波器融合之后，由于给微型移动机器人的速度初值误差较大，开始误差高达到 0.08m/s ，但随着时间的推移，初值误差的作用逐渐淡化，滤波后的 y 轴速度误差一直保持在 0.05m/s 以下，在一定程度

上提高了精度。

5.3 微型移动机器人多传感器二维捷联式惯性导航系统算法仿真及结果分析

在 matlab 环境中对此多传感器二维捷联式惯性导航系统进行仿真，其过程中移动机器人参数为： $L=0.08\text{cm}$ ， $d=0.02\text{cm}$ ， $m=0.04\text{cm}$ 。图 5.11 为加速度计与联邦滤波器输出角度组成捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较，图 5.12 编码器与陀螺组成捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较，图 5.13 多传感器二维捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较，以上三个图分别为两种采用原始测量值的二维捷联式惯性导航系统与采用多传感器二维捷联式惯性导航系统的仿真结果。由图 5.11 可以看出，由加速度计和陀螺组成的捷联式惯性导航系统在系统开始的初始阶段可以在一定程度上跟随微型移动机器人的运行轨迹，但是经过一定的时间之后，估计误差开始增大，最后已经完全偏离了微型移动机器人的理论路径，不能有效地估计其运动状态；由图 5.12 可以看出，由编码器和陀螺组成的捷联式惯性导航系统在一定程度上可以跟随其预定轨迹，但是随着时间的推移误差又开始逐步脱离了预计轨迹，这一方面是反映的编码器的测量误差较大，另一方面也说明了该捷联式惯性导航系统不能较好地估计出微型移动机器人的运行状态；图 5.13 是由多传感器组成的二维捷联式惯性导航系统，从图中可以看出，该系统在一定程度上可以很好的估计出微型移动机器人的运行轨迹，它比前两个系统的定位和导航方面都有较高的精度。但由于捷联式惯性导航系统属于相对定位方法，随着时间的推移，误差积累，导航系统的估计精度会逐渐降低，因而每经过一定的时间需要通过绝对定位的方法对该系统进行修正，以确保系统的估计精度；从三个图中可以看出：采用多传感器捷联式惯性导航系统得到的导航轨迹可以比前两个系统更好地接近理论轨迹。

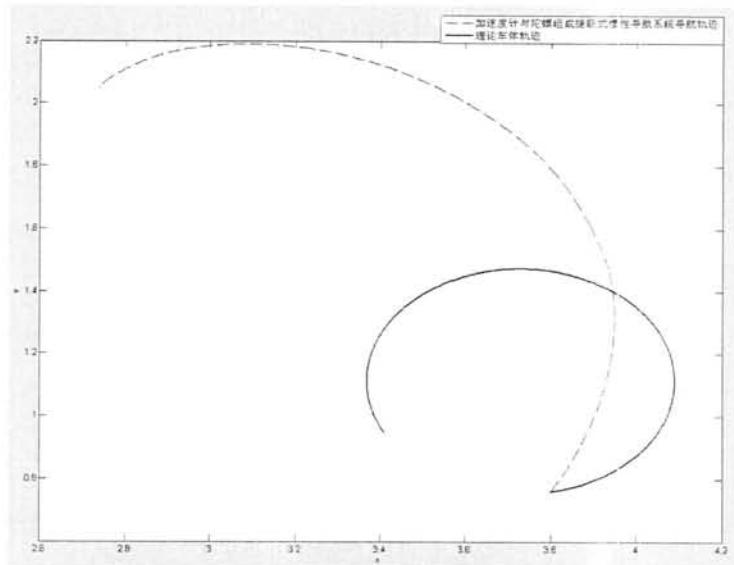


图 5.11 加速度计与陀螺组成捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较

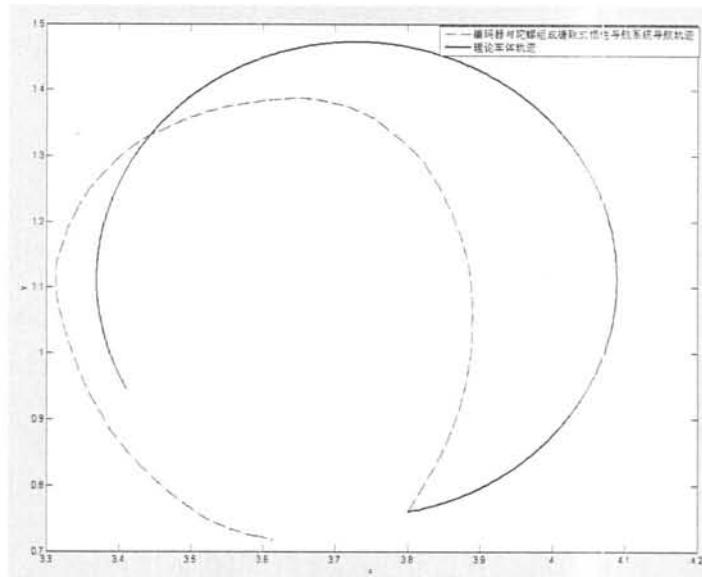


图 5.12 编码器与陀螺组成捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较

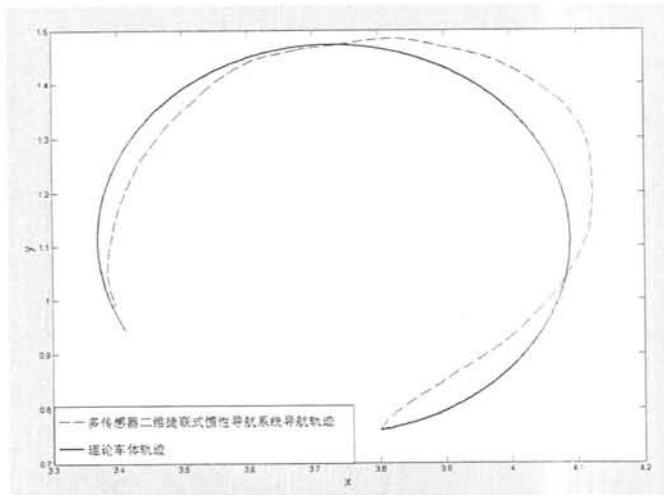


图 5.13 多传感器二维捷联式惯性导航系统导航轨迹与理论轨迹比较

5.4 小结

移动机器人的方位角误差是决定其定位和导航精度的重要因素，历来被人们所重视。本文考虑到数字磁罗盘、光纤陀螺、编码器以及加速度计的误差特点，采用联邦平淡卡尔曼滤波器对其输出结果进行滤波估计。通过仿真验证，结果表明，本文采用的联邦平淡卡尔曼滤波器来估计移动机器人的方位角，改善了测量结果，提高了测量精度。

移动机器人的速度融合在一定程度上提高了定位精度，为捷联式惯性导航系统的定位导航奠定了良好的基础。

本文还针对低精度传感器捷联式惯性导航系统的特点，提出了采用多传感器二维捷联式惯性导航系统的方法对移动机器人的位姿及运行轨迹进行估计，仿真结果表明：该方法能较好地估计出移动机器人的运行状态，较大地改进了低精度传感器捷联式惯性导航系统的导航精度。但是随着时间的推移，捷联式惯性导航系统的误差会不断增大，需要绝对定位的方法来纠正误差使系统能继续正常工作。

总 结

微型移动机器人运动状态估计在移动机器人研究领用具有至关重要的作用，在现实应用中，传统的运动状态估计方法在各种不同情况下的应用需要随着环境的不同而进行改变。本文以微型移动机器人运动状态估计问题为研究内容，采用多种传感器测量对同一被测量进行测量，并通过信息融合方法对其测量到的位姿、速度等信息进行融合估计，在捷联式惯性导航系统中采用了二维多传感器信息，估计出微型移动机器人的位姿、速度、位置等信息。

全文的主要工作及得到的主要结论总结如下：

- (1) 各个传感器的特点分析及测量模型的建立，其中包括：采用双加速度计测量结果计算微型移动机器人的速度、位置以及角速度绝对值；编码器测量结果计算微型移动机器人的角速度和速度等。
- (2) 采用联邦平淡卡尔曼滤波器将多传感器对同一被测量的测量结果进行融合滤波，从而得到更为准确的结果，其中包括：微型移动机器人的位姿信息融合、速度信息融合。
- (3) 设定微型移动机器人的运动环境为二维，将其在运动过程所中携带的多个低精度传感器测量结果采用(2)中的联邦平淡卡尔曼滤波器进行融合，并将融合结果输入二维捷联式惯性导航系统，从而估计出微型移动机器人的实时运动位姿、位置和运动轨迹。

对今后工作的建议

基于现阶段的研究成果及对其的分析，结合微型移动机器人在实际应用中依然存在的问题，对于微型移动机器人运行状态的估计研究还可以有进一步的完善，具体来说，笔者认为可以从以下几方面进行下一步的研究和探讨：

- (1) 本论文对数字磁罗盘、陀螺、编码器、加速度计等传感器的测量结果根据其各自的特点进行了传感器之间信息融合算法的实现，但还未考虑各个传感器自身的信息补偿问题，在下一步的课题研究中可以进行更多的讨论和研究。
- (2) 本论文实现的是在上位机中根据所应用的各传感器的特点进行算法仿真，其中考虑到了各型号传感器的不同，当在下一步研究中可考虑在下位机中实现算法，避免在上位机中实现而产生的大量的上位机与下位机的大量的通信数据。
- (3) 本文中的多传感器信息融合与多传感器二维捷联式惯性导航系统所采用的均属于

相对定位方法，随着时间的推移，其定位和导航精度均受到不同程度的影响，对微型移动机器人运动状态的估计误差也会增大，需要通过采用其他的绝对定位方法，每经过一定的时间对其进行修正。此问题可与邸庆龙同学说研究的无线传感技术部分以及贾晓燕同学所研究的图像定位部分相结合，从而提高对微型移动机器人运动状态估计的精度，这也是下一步研究的重点。

参 考 文 献

- [1] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题. 控制与决策, 2002, 17(4): 385~390, 464.
- [2] 蔡自兴, 邹小兵, 王璐 j 等. 移动机器人分布式控制系统设计. 中南大学学报(自然科学版), 2005, 36(5): 727~732
- [3] Leonard J. Durrant • Wbyte H. Dynamic map building for an autonomous mobile robot. The International Journal on Robotics Research, 1992, 11(4): 286—298.
- [4] Desouza G N, Kak A C. Vision for mobile robot navigation: a survey. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(2): 237~267
- [5] Wu Y X, Hu X P, Hu D W: et al. Strapdown inertial navigation system algorithms based on dual quaternions. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2005, 14(1): 110~132
- [6] 欧青立, 何立忠. 室外智能移动机器人的发展及其关键技术研究. 机器人, 2000, 22 (6) :519-526
- [7] 李磊, 叶涛, 谭民等. 移动机器人技术研究现状与未来. 机器人, 2002, 24 (5): 475-480.
- [8] Ren C.Luo, Michael G. Key. Multisensor Integration and Fusion in Intelligent System.IEEE Transaction on System, Man and Cybernetics .1989,19(5):901-931
- [9] 冯建农, 柳明, 吴捷. 自主移动机器人智能导航研究进展 [J]. 机器人, 1997, (6): 468-473, 478.
- [10] 蔡自兴, 贺汉根, 陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题 [J]. 控制与决策, 2002 (4): 385-390, 464.
- [11] 李艳, 高峰. 轮式机器人的多传感器数据融合方法研究. 第五届全球智能控制, 2004 年 6 月 15.19 日, 中国杭州.
- [12] 李克鲁, 王霞. 小波变换的信息融合方法及结果评价. 国土资源遥感, 1999(4), 46. 52.
- [13] Yocky D A.Image merging and data fusion by means of the dimensional wavelet transform. J Opt Soc Am A, 1995,12 (9): 1834-1841.
- [14] 张德贤. 基于输出误差与偏导数误差信息融合的神经网络训练. 计算机工程与应用, 2002 (24) .
- [15] 帅平. GPS / SINS 组合导航系统理论与实现技术研究. 中国航天科工集团, 第二研究院博士学位论文, 2002: 23—25.
- [16] 丁衡高. 惯性技术文集. 北京: 国防工业出版社, 1994: 137—138.
- [17] 董绪荣. GPS / INS 组合导航定位及其应用. 北京: 国防科技大学出版社, 1998: 87-88.
- [18] 刘俊承. 室内移动机器人定位与导航关键技术研究: [博士学位论文]. 北京: 中国科学院自动化研究所, 2005.
- [19] Martinelli A , Siegwart R . Estimating the odometry error of a mobile robot during navigation. Proceedings of European Conference on Mobile Robots. Warsaw, Poland: Zturek Press Warschau,2003. 1-6.
- [20] 刘玉鹏. 多传感器系统设计及其在机器人定位中的应用. 国防科学技术大学, 2005,11.
- [21] Caruso M.j , Application of magneto resistive Sensors in Navigation System. Sensors and Actuators,1997.
- [22] 袁志荣. 磁航向传感器使用中的误差补偿. 测控技术, 2001 年第 20 卷第 1 期: 58-60.
- [23] 王立东, 贾英江. 磁阻罗盘及其在测量导航中的应用. 测控技术, 2000 年第 19 卷第 8 期: 10-12.
- [24] 郭秀中, 于波, 陈云湘. 陀螺仪理论及其应用. 北京: 航空工业出版社, 1987.
- [25] 李俊, 陈剑锋, 王雪平. 磁罗盘与光纤陀螺的组合航向测量系统设计[J]. 计算机仿真, 2008, 25 (2): 13-15.
- [26] R.Gonzalez, F.Rodriguez, J.L.Guzman, M.Berenguel. Comparative Study of Localization Techniques for Mobile Robots based on Indirect Kalman Filter.
- [27] Abdul Bais, Robert Sablatnig, Jason Gu and Yahya M. Khawaja. Location tracker for a mobile robot.

- [28] 袁西, 陈栋, 田湘, 吕晶.三轴数字加速度计 ADXL45 及其在捷联惯导中的应用[J].电子设计工程, 第 3 期, 第 18 卷, 2010: 138-14.
- [29] Wald L. Some terms of reference in data fusion geoscience and remote sensing. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(3): 1190-1193:Page9
- [30] Waltz E. Llinas J. Multisensor data fusion. Boston: Artech House, 1991:Page9.
- [31] 马平, 吕峰.多传感器信息融合基本原理及应用.控制工程, 2006, 13 (1) .
- [32] S. S. Blackman. Multiple Sensor Data Association and Fusion in Aerospace Application. Journal of Robot System. 1994. 9(3): 445—485.
- [33] Liu Jianye, Sun Yongrong, He xiufeng. Design and Realization on GPS / INS Integrated Navigation System Transactions of Nanjing Universityof Aeronautics and Astronautics. 1998. 15(2): 165-171
- [34] L. Xie, Y. C. Soh and C. Souza. Robust Kalman Filter for Uncertain Discrete—time System IEEE Transaction on Automatic Contr01. 1994. 39(10): 1310—1338.
- [35] Leopoldo Jetto, Sauro Longhi. Development and Experimental Validation of an Adaptive Extended Kalman Filter for the Localization of Mobile Robots. IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS AND AUTOMATION. 1999, 15(2): 219-228
- [36] 吴志峰, 吴军, 王蕊, 张晓晗.基于联邦 SR-UKF 算法的 GPS/INS 导航数据融合算法[J].弹箭与制导学报, 2009, 3 (29): 47-50.
- [37] 韩崇昭, 朱洪艳, 段战胜等.多源信息融合[M].北京: 清华大学出版社, 2006.
- [38] 张鹏飞, 汤建勋, 王宇, 于旭东.TMS320C6713B 在船用捷联惯导系统中的应用[J].计算机工程, 2009, 8, 16 (35): 219-220.
- [39] 王纪南, 解春明, 赵剡, 鲁浩.捷联惯导评估系统中多传感器信息融合的应用[J].中北大学学报(自然科学版), 2010, 1, 31: 71-75.
- [40] 张天光, 王秀萍, 王丽霞等译.捷联惯性导航技术[M].国防工业出版社, 2007, 12.
- [41] 赵小川, 罗庆生, 韩宝玲.机器人多传感器信息融合研究综述.传感器与微系统. 2008, 27(8): 1-4.
- [42] 蔡鹤皋, 金明河, 金峰.卡尔曼滤波与多传感器数据融合技术[J].模式识别与人工智能.2000. 13(3), 248—253.
- [43] 周俊, 姬长英.自主车辆导航系统中的多传感器融合技术[J].农业机械学报, 2002 年, 第 5 期.

致 谢

本文的工作从研究方向的确定、论文的选题到定稿都是在张庆新教授和徐光延教授的悉心指导下完成的。导师们渊博的学识，敏锐的洞察力，和锐意进取的开拓精神使我受益匪浅。在两年半的学习时间里，导师为我们创造了良好而宽松的科研环境，让我能够自由支配时间投入到自己感兴趣的各个领域中。我将铭记导师们的教诲，在此，我对他们表示深深的感谢！

感谢 08 级模式识别与智能系统班的所有同学，他们勤奋刻苦和真诚待人，营造出了一个和谐相处的小圈子，这些记忆将永留我的心底，我感谢你们。

最后我要感谢我的家人，感谢他们一直以来对我无微不至的关爱，激励我不断努力，鼓励我不断往前走。

作者：邱晓燕

攻读硕士期间发表（含录用）的学术论文

- 1 Qingxin Zhang, **Xiaoyan Qiu**, Guangyan Xu, Qinglong Di. Azimuth Estimation of Mobile Robot Based on Federated Kalman Filter .2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering(CMCE2010).
- 2 Zhang Qingxin, **Qiu Xiaoyan**, Xu Guangyan, Hu Jingtiao. Strap-down Inertial Navigation System Applied in Estimating the Track of Mobile Robot Based on Multiple-sensor. (ICCNT 2011) (已录用)

版权授权说明

本人授权学校“有权保留送交学位论文的原件，允许学位论文被查阅和借阅，学校可以公布学位论文的全部或部分内容，可以影印、缩印或其他复制手段保存学位论文”；愿意将本人学位论文电子版提交给研究生部指定授权单位收录和使用。学校必须严格按照授权对论文进行处理，不得超越授权对毕业论文进行任意处置。

作者：仰晓燕.

2010年12月21日

指导教师：

2010 年12月21日