

信息科学与工程系列专著

# 组合导航滤波算法

Integrated Navigation Filtering Methods

高 怡 著



中国工信出版集团



电子工业出版社  
PUBLISHING HOUSE OF ELECTRONICS INDUSTRY  
<http://www.phei.com.cn>

信息科学与工程系列专著

# 组合导航滤波算法

Integrated Navigation Filtering Methods

高 怡 著



电子工业出版社

Publishing House of Electronics Industry

北京 • BEIJING

## 内 容 简 介

组合导航已成为一个必然趋势,而滤波算法是实现组合导航的关键技术,高精度的滤波解算方法能提高组合导航系统的解算精度。本书介绍了组合导航滤波理论的新思想,分析和阐述了各种滤波器的特点,针对目前滤波器存在的问题和理论局限性,提出了优化的线性滤波算法和非线性滤波方法,适用于不同的组合导航系统状态。本书融入了作者近年来在组合导航线性滤波领域取得的最新研究成果。

本书可为从事相关研究的科研人员提供理论参考和借鉴,也可作为工科类特别是控制学科本科生、研究生的参考资料。

未经许可,不得以任何方式复制或抄袭本书之部分或全部内容。

版权所有,侵权必究。

### 图书在版编目(CIP)数据

组合导航滤波算法/高怡著. —北京:电子工业出版社,2017.7

ISBN 978-7-121-31909-9

I. ①组… II. ①高… III. ①组合导航—滤波理论 IV. ①TN967.2

中国版本图书馆CIP数据核字(2017)第137111号

责任编辑:张来盛(zhangls@phei.com.cn)

印 刷:中国电影出版社印刷厂

装 订:中国电影出版社印刷厂

出版发行:电子工业出版社

北京市海淀区万寿路173信箱 邮编 100036

开 本:787×1092 1/16 印张:10.25 字数:262.4千字

版 次:2017年7月第1版

印 次:2017年7月第1次印刷

定 价:49.80元

凡购买电子工业出版社的图书有缺损问题,请向购买书店调换。若书店售缺,请与本社发行部联系。联系及邮购电话:(010)88254888,88258888。

质量投诉请发邮件至 zltts@phei.com.cn,盗版侵权举报请发邮件至 dbqq@phei.com.cn。

本书咨询联系方式:(010)88254467; zhangls@phei.com.cn。

# 序

随着计算机技术的快速发展和国防现代化建设需求的不断增长,各种滤波理论相继出现并快速发展。实践表明,工程实际中的导航系统基本上是非线性的,需要用非线性滤波技术进行解算;研究发现,导航定位的精度不但取决于先进的导航方法和导航系统元器件的质量,而且与导航计算的理论和技术的密切相关。因此,研究适用于组合导航解算的高精度非线性滤波计算方法,是当前导航领域的一项重要课题。

目前,组合导航一般采用卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)算法,但在应用卡尔曼滤波进行导航解算时,要求动力学系统的数学模型必须是线性方程,而对于非线性随机系统而言,若采用卡尔曼滤波进行导航解算,会遇到求解非线性动态系统状态后验分布(均值和方差)的困难。针对卡尔曼滤波所存在的问题,许多学者对其进行改进,提出了扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波;但扩展卡尔曼滤波和无迹卡尔曼滤波都是卡尔曼滤波在非线性系统中的应用形式,不适用于非线性非高斯动力学系统的计算。因此,必须探寻新的非线性滤波计算方法。

高怡所著的《组合导航滤波算法》,正是立足于解决非线性组合导航系统的滤波计算问题。高怡同志自从攻读博士学位以来,一直从事非线性滤波理论及其在组合导航系统中的应用研究。她和所在的研究团队提出了一系列适用于非线性组合导航解算的理论和方法,其中的一些方法(如对粒子滤波算法的优化和改进),在国内外属较前沿的研究领域。

这本专著在研究现有的卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波、无迹卡尔曼滤波和粒子滤波方法的基础上,分析了这些滤波方法所存在的缺陷和局限性,并将新兴的随机加权估计应用于组合导航系统误差估计,提出了组合导航观测噪声协方差阵的开窗随机加权估计方法、动力学模型系统误差的 Sage 随机加权自适应滤波方法,以及基于移动开窗和随机加权估计相结合的自适应无迹卡尔曼滤波方法。这些方法均是作者及其研究团队近年来的最新研究成果,具有较高的学术水平和良好的应用前景。

我很高兴并热切期盼该书早日得以出版,以便为从事非线性理论研究和导航计算的科技人员提供借鉴和帮助。

是以为序。

高社生  
2017年4月

# 前 言

随着现代科学技术的快速发展,现代运载器对导航系统的精度和可靠性要求越来越高,单一的导航手段已无法满足用户需求。因此,组合导航就成为导航技术发展的一个必然趋势。而要实现组合导航,其关键技术是滤波算法,高精度的滤波解算方法能提高组合导航系统的解算精度。为此,研究适用于组合导航系统的高精度滤波算法,是交通信息工程与控制领域一项重要而又亟待研究的任务。各种组合导航滤波算法经过扩展后,将广泛应用于航空、航天、航海、工业过程控制、农业等领域,甚至石油工业和其他领域。

常用的组合导航解算方法主要是卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF),但在进行导航解算时,要求动力学系统的数学模型必须为线性模型。若系统模型为非线性时仍采用卡尔曼滤波算法进行导航解算,将会引起较大的误差,甚至导致滤波发散。扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filtering, EKF)和无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF)算法是对卡尔曼滤波的改进,它们都采用参数化的解析形式对系统的非线性函数进行近似,或假设系统满足高斯分布。其中, EKF 是一种次优滤波计算方法,它是卡尔曼滤波在非线性系统中的一种应用形式;而 UKF 算法一般不适用于其状态为非高斯分布的系统模型。粒子滤波(PF)则通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得对状态最小方差的估计。它适用于非线性、非高斯系统的状态估计,尤其对强非线性系统的滤波问题具有独特的优势,摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约条件;但是,粒子滤波仍存在粒子退化、样本贫化和计算量大等问题。

针对目前滤波器存在的问题和理论局限性,本书在研究现有理论成果的基础上,介绍了组合导航滤波理论的新思想,分析和阐述了各种线性和非线性滤波器的特点,并融入了著者及所在团队近年来在组合导航线性滤波领域取得的最新研究成果,希望可以为滤波技术在工程实际中的应用提供一定的理论参考和借鉴。

全书共分 8 章,具体安排如下:

第 1 章简要介绍组合导航和滤波算法的基本概念;

第 2 章概述卡尔曼滤波和扩展卡尔曼滤波;

第 3 章介绍无迹卡尔曼滤波;

第 4 章阐述优化的无迹卡尔曼滤波及其应用;

第 5 章介绍粒子滤波及其常用优化算法,并分析其存在的问题;

第 6 章阐述两种优化的粒子滤波——抗差自适应中心差分粒子滤波和抗差自适应高斯混合 Sigma 点粒子滤波;

第 7 章提出改进的无迹粒子滤波算法,并介绍它在组合导航中的应用;

第 8 章阐述基于随机加权的滤波算法及应用。

本书的出版获西安石油大学优秀学术著作出版基金资助,并得到了西安石油大学科研创新团队(2015KYCXTD01)的资助,以及国家自然科学基金青年项目(51604226)的资助。

在本书的编写过程中,恩师高社生教授提出了宝贵意见并为本书作序,在此表示特别感谢;同时,感谢薛丽博士、赵岩博士和胡高歌博士,以及西安石油大学研究生姜丽萍和杨婧翌对本书的编写和出版所做出的贡献。另外,对电子工业出版社及相关编辑表示诚挚的谢意。

由于著者水平有限,书中难免存在错误和不足之处,恳请广大读者批评指正。

著 者  
2017 年 3 月

# 目 录

|                                            |    |
|--------------------------------------------|----|
| 第 1 章 绪论                                   | 1  |
| 1.1 组合导航概述                                 | 1  |
| 1.1.1 组合导航的基本概念                            | 1  |
| 1.1.2 组合导航系统发展概况                           | 1  |
| 1.2 滤波理论的研究概况                              | 4  |
| 1.2.1 滤波算法的基本知识                            | 4  |
| 1.2.2 线性滤波算法                               | 5  |
| 1.2.3 非线性滤波算法                              | 6  |
| 1.3 组合导航非线性滤波算法的应用现状                       | 9  |
| 第 2 章 卡尔曼滤波及扩展卡尔曼滤波                        | 11 |
| 2.1 卡尔曼滤波的性质                               | 11 |
| 2.2 离散卡尔曼滤波算法                              | 11 |
| 2.3 连续卡尔曼滤波算法                              | 15 |
| 2.3.1 过程噪声                                 | 15 |
| 2.3.2 量测噪声                                 | 16 |
| 2.3.3 连续卡尔曼滤波推导                            | 16 |
| 2.4 改进的卡尔曼滤波算法                             | 18 |
| 2.4.1 鲁棒卡尔曼滤波                              | 18 |
| 2.4.2 交互式多模型卡尔曼滤波                          | 20 |
| 2.4.3 Sage-Husa 卡尔曼滤波                      | 23 |
| 2.5 扩展卡尔曼滤波                                | 24 |
| 2.5.1 线性化方法                                | 24 |
| 2.5.2 离散扩展卡尔曼滤波                            | 25 |
| 2.5.3 连续扩展卡尔曼滤波                            | 28 |
| 第 3 章 无迹卡尔曼滤波                              | 29 |
| 3.1 无迹变换与采样策略                              | 29 |
| 3.1.1 无迹变换原理                               | 29 |
| 3.1.2 无迹变换的精度分析                            | 31 |
| 3.1.3 无迹变换的采样策略                            | 33 |
| 3.2 无迹卡尔曼滤波算法                              | 35 |
| 第 4 章 优化的无迹卡尔曼滤波及其应用                       | 38 |
| 4.1 改进的强跟踪无迹卡尔曼滤波及其应用                      | 38 |
| 4.1.1 改进的强跟踪无迹卡尔曼滤波算法                      | 38 |
| 4.1.2 改进的强跟踪无迹卡尔曼滤波算法在 INS/GNSS 组合导航系统中的应用 | 42 |
| 4.2 约束无迹卡尔曼滤波及其在车辆组合导航中的应用                 | 46 |
| 4.2.1 约束方程                                 | 46 |

|              |                                      |           |
|--------------|--------------------------------------|-----------|
| 4.2.2        | 约束无迹卡尔曼滤波算法                          | 46        |
| 4.2.3        | 约束无迹卡尔曼滤波统计特性                        | 48        |
| 4.2.4        | 约束无迹卡尔曼滤波算法在 GPS/DR 组合导航中的应用         | 50        |
| 4.3          | 抗差模型预测无迹卡尔曼滤波                        | 52        |
| 4.3.1        | 抗差模型预测无迹卡尔曼滤波算法                      | 52        |
| 4.3.2        | 抗差模型预测无迹卡尔曼滤波在 SINS/BDS/CNS 组合导航中的应用 | 54        |
| <b>第 5 章</b> | <b>粒子滤波概述</b>                        | <b>60</b> |
| 5.1          | 粒子滤波算法                               | 60        |
| 5.1.1        | 贝叶斯滤波                                | 60        |
| 5.1.2        | 蒙特卡罗采样                               | 61        |
| 5.1.3        | 序贯重要性采样                              | 62        |
| 5.1.4        | 重采样                                  | 64        |
| 5.1.5        | 标准粒子滤波算法                             | 67        |
| 5.1.6        | 粒子滤波存在的问题                            | 69        |
| 5.2          | 粒子滤波优化算法                             | 70        |
| 5.2.1        | 避免粒子贫化                               | 70        |
| 5.2.2        | 降低计算复杂度                              | 72        |
| 5.2.3        | 优选重要性密度函数                            | 73        |
| <b>第 6 章</b> | <b>优化的粒子滤波</b>                       | <b>76</b> |
| 6.1          | 抗差自适应中心差分粒子滤波                        | 76        |
| 6.1.1        | 中心差分算法                               | 76        |
| 6.1.2        | 抗差自适应滤波                              | 79        |
| 6.1.3        | 抗差自适应中心差分粒子滤波算法                      | 81        |
| 6.1.4        | SINS/CNS 组合导航系统仿真计算与分析               | 83        |
| 6.2          | 抗差自适应高斯混合 Sigma 点粒子滤波                | 85        |
| 6.2.1        | 高斯粒子滤波                               | 86        |
| 6.2.2        | 抗差自适应高斯混合 Sigma 点粒子滤波算法              | 87        |
| 6.2.3        | SINS/SAR/CNS 组合导航系统直接法滤波中的应用         | 89        |
| <b>第 7 章</b> | <b>改进的无迹粒子滤波算法及其应用</b>               | <b>95</b> |
| 7.1          | 抗差自适应无迹粒子滤波                          | 95        |
| 7.1.1        | 抗差自适应无迹粒子滤波算法                        | 95        |
| 7.1.2        | 仿真计算与分析                              | 98        |
| 7.1.3        | 抗差自适应无迹粒子滤波在 SINS/SAR 组合导航系统中的应用     | 100       |
| 7.2          | 非线性模型预测无迹粒子滤波                        | 102       |
| 7.2.1        | 模型预测滤波                               | 102       |
| 7.2.2        | 非线性模型预测无迹粒子滤波算法                      | 104       |
| 7.2.3        | 非线性模型无迹粒子滤波算法在 SINS/SAR 组合导航系统中的应用   | 106       |
| 7.3          | 衰减记忆平方根无迹粒子滤波                        | 114       |
| 7.3.1        | 衰减记忆滤波                               | 114       |
| 7.3.2        | 平方根滤波                                | 115       |
| 7.3.3        | 衰减记忆平方根无迹粒子滤波算法                      | 117       |

|       |                              |     |
|-------|------------------------------|-----|
| 7.3.4 | SINS/SAR 组合导航系统直接法滤波中的应用     | 121 |
| 7.4   | 基于似然分布的样本数自适应无迹粒子滤波          | 125 |
| 7.4.1 | 样本数可自适应调整的粒子滤波               | 125 |
| 7.4.2 | 基于似然分布的样本数自适应无迹粒子滤波算法        | 126 |
| 7.4.3 | SINS/SAR 组合导航系统直接法滤波中的应用     | 129 |
| 第 8 章 | 基于随机加权的滤波算法及其应用              | 131 |
| 8.1   | 随机加权估计的基本思想                  | 131 |
| 8.2   | 动态导航定位中的随机加权估计               | 131 |
| 8.2.1 | 观测残差向量与新息向量的协方差阵             | 131 |
| 8.2.2 | 观测噪声协方差矩阵的随机加权开窗估计           | 132 |
| 8.2.3 | 仿真实验与分析                      | 134 |
| 8.3   | 动力学模型误差的 Sage 随机加权自适应滤波      | 135 |
| 8.3.1 | 动力学模型系统误差                    | 135 |
| 8.3.2 | 动力学模型误差的 Sage 随机加权自适应滤波算法    | 136 |
| 8.3.3 | 仿真计算与分析                      | 139 |
| 8.4   | 基于移动开窗与随机加权估计的自适应无迹卡尔曼滤波及其应用 | 141 |
| 8.4.1 | 无迹卡尔曼滤波的非重采样形式               | 141 |
| 8.4.2 | 随机加权因子的确定                    | 142 |
| 8.4.3 | 基于移动开窗与随机加权估计的自适应无迹卡尔曼滤波算法   | 143 |
| 8.4.4 | INS/GNSS 组合导航系统直接法滤波中的应用     | 144 |
| 参考文献  |                              | 148 |

# 第1章 绪 论

## 1.1 组合导航概述

### 1.1.1 组合导航的基本概念

导航(Navigation)是一门古老而崭新的、多学科交叉的学科,人类的文明史与其紧密相连。人类早期的导航随着时间的推移,为我们留下了人类导航发展史上的宝贵资料。将运载体从起始点引导到目的地的技术或方法称为导航<sup>[1]</sup>,用来完成此引导任务的设备称为导航系统。

理想的导航系统应满足如下要求:高精度,对高动态载体具有良好的实时响应;能够提供三维位置、三维速度和航向姿态数据;其工作不受外界环境的影响,抗干扰能力强;能随时、自主地进行故障检测和故障排除;高可靠性,成本低,为广大用户所接受。可见,任何一个单一的导航系统是无法满足上述要求的,于是组合导航技术便成为导航领域的主要研究方向<sup>[2]</sup>。

组合导航是指两种或两种以上导航技术通过适当的方式组合;组合后的系统称为组合导航系统,参与组合的各导航系统称为子系统。每种单一的导航系统都有其独特性和局限性,而把几种单一的导航系统组合在一起,通过发挥各种导航子系统的优势,取长补短,可以达到提高系统精度和改善系统可靠性等目的,最后给用户具有高精度和高可靠性的速度、位置、姿态等导航信息。至于哪些导航系统可以互相组合成为组合导航系统,一般没有什么限制;不过,惯性导航系统由于其工作完全具有自主性,并且能提供多样性的信息(位置、速度、姿态),因而已成为当前各种载体上广泛应用的一种主要导航系统。

随着航空航天技术的发展,对导航与制导系统的性能要求越来越高,单纯的惯性导航系统已无法满足工程应用的要求,组合导航系统已成为当前重要的导航系统实现方案。随着计算机技术的迅速发展,运算速度高、存储量大的机载计算机,为组合导航系统的发展创造了一个很好的技术条件;而现代控制理论领域所取得的成就,特别是最优估计理论的数据处理方法,为组合导航系统提供了理论基础。

### 1.1.2 组合导航系统发展概况

随着科学技术的发展,目前已出现了多种适用于运载器的导航系统。

惯性导航系统(Initial Navigation System, INS)具有不依赖于任何外部信息,仅靠系统本身就能在全球范围内实现全天候、自主隐蔽的三维定位和定向,导航信息及时、连续而全面,能跟踪载体的任何动作,并具有抗干扰力强的优点,因此惯性导航系统是航空航天飞行器最重要的导航系统<sup>[3-5]</sup>。

多普勒导航系统(Doppler Navigation System, DNS)是利用多普勒效应实现无线电导航的机载系统<sup>[6]</sup>,它与惯性导航系统一样,同属航位推算系统,它由所测得的地速信息推算位置,其导航误差也随时间不断积累。而且,多普勒导航系统必须利用外部航向信息,除非利用惯导系统输出较高精度的航向信号,否则载体上的其他航向设备的航向信号误差一般不能

保证小于  $0.5^{\circ} \sim 1^{\circ}$ 。也就是说,即使不考虑地速测量误差,仅航向误差就将使定位误差大于航程的  $1\% \sim 2\%$ 。

卫星导航是目前的主流方法,它是在无线电技术的基础上,伴随着航天技术的发展而形成的一种天基无线电导航系统,其优点是定位精度高,导航误差不随时间积累,可全天时、全天候工作。目前已经投入应用和正在建设的四个主要的卫星导航系统是:美国的全球定位系统(Global Positioning System, GPS)、俄罗斯的全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GLONASS)、中国的北斗卫星导航系统(BeiDou Navigation Satellite System, BDS)、欧盟正在建设的伽利略全球卫星导航系统(Galileo Navigation Satellite System, GALILEO)。

20 世纪 70 年代发展起来的 GPS 是目前应用最广泛的卫星导航系统,其特点是定位和测速精度高,具有几十米以内的定位精度和基本上不受时间、地区限制等优点,使得 GPS 在导航系统中属佼佼者。但是,载体的飞行动作以及难以保证 100%无故障率的空间卫星结构,会影响 GPS 接收机对 GPS 信号的接收,而且 GPS 接收机输出信号的更新率一般为  $1 \sim 21$  Hz,有时不能满足载体飞行控制对导航信号更新率的要求,致使在飞行器上单独使用 GPS 接收机的方案受到限制。

北斗卫星导航系统是我国独立自主建立的卫星导航系统,属双星导航系统。目前在建的北斗二代导航系统由 5 颗地球静止轨道卫星和 30 颗非静止轨道卫星组成,将提供开放服务和授权服务两种服务方式,对我国国民经济建设起着积极的推动作用。北斗卫星导航系统的建设工作正在稳步推进,可望在 2050 年前完成“北斗二代”卫星导航系统的部署工作。但是,目前北斗导航技术发展不完善,技术还不成熟<sup>[7]</sup>。

随着各国航天航空计划的不断推出,迫切需要寻求一种新型导航方式,以满足飞行器对导航系统高精度、高可靠性的需求,因此,导航技术向着组合导航方向发展是一个必然的趋势。根据各导航系统输出的信息,组合导航系统主要有以下三种组合形式<sup>[8]</sup>:

(1) 位置组合,就是将两个导航系统各自输出的载体位置信息进行组合,以获得载体的最优导航参数。例如:惯性导航系统与全球定位系统、惯性导航系统与北斗卫星定位系统、惯性导航系统与合成孔径雷达所构成的组合导航系统。

(2) 速度组合,就是将两个导航系统各自输出的载体速度信息进行组合,以获得载体的最优导航参数。例如:惯性导航系统与全球定位系统、惯性导航系统与多普勒导航系统所构成的组合导航系统。

(3) 姿态组合,就是将两个导航系统各自输出的载体姿态信息进行组合,以获得载体的最优导航参数。例如:惯性导航系统与星敏感器、惯性导航系统与磁航向仪所构成的组合导航系统。

其中,由于某些导航子系统能提供载体位置、速度等多种导航信息,例如在惯性导航系统与其他导航子系统所构成的组合导航系统中,根据具体组合结构可以选择位置组合、速度组合或姿态组合。不论采用哪种组合方式,经过组合以后的导航系统,充分利用各子系统的导航信息,并对这些信息进行有效处理,形成单个子系统所不具备的功能和精度。而且,由于各子系统能互相取长补短,使得组合导航系统的适用范围进一步扩大。此外,由于各子系统同时测量同一导航参数,测量值较多,从而提高了导航信息的冗余能力,增强了组合导航系统的可靠性和容错性<sup>[9,10]</sup>。

在组合导航系统研究中,应用最多的是 INS/GPS 组合导航系统。由于 GPS 定位误差不随时间积累,具有全天候、实时性好、覆盖范围广等优点;SINS(捷联惯性导航系统)和 GPS

都是全球、全方位、全天候的导航设备,都能提供十分完整的导航数据,且能优势互补。因此,SINS/GPS 组合导航系统在大多数的导航任务中最为理想。自 20 世纪 80 年代开始,美、法、英等国家的军方和民用部门就对 SINS/GPS 组合导航系统进行了研究。

但是,对我国来说则不能完全依赖 GPS,由于我国没有 GPS 系统的所有权,使得该系统在某些领域(尤其是国防等对自主性要求高的领域)的使用受到很大限制。另外,由于 GPS 信号易被干扰,一旦 GPS 系统长时间不能正常工作,惯性/GPS 组合系统所拥有的互补特性可能失去。

为了维护国家的主权独立,必须掌握不依赖他人技术的、具有高精度导航性能的自主组合导航系统。北斗卫星导航系统是中国正在实施的独立运行、自主发展,与世界其他卫星导航系统兼容共用的全球卫星导航系统,它可在全球范围内全天时、全天候为各类用户提供高可靠性、高精度的定位、导航与授时服务<sup>[1]</sup>,已于 2012 年 12 月 27 日正式向亚太大部分区域提供无源定位、导航与授时等服务。随着我国北斗二代导航系统的逐渐完善,北斗导航系统或者 INS/北斗组合导航系统日趋完善,并将成为未来导航系统发展的主流方向。目前在建的北斗二代导航系统由地球静止轨道卫星和非静止轨道卫星组成,将提供开放服务和授权服务两种服务方式,对我国国民经济建设起着积极的推动作用。北斗卫星导航系统的建设工作正在稳步推进,覆盖全球的北斗卫星导航系统将于 2020 年左右建成。但是,目前北斗导航技术发展还不是特别完善,因此,INS 与北斗组合构成的组合导航系统,其应用也受到一定的限制<sup>[2]</sup>。

以 INS 为主的组合导航的发展,从比较简单的 INS/多普勒、INS/大气数据、INS/天文、INS/伏尔/测距仪等组合方式开始,发展到 INS/地形匹配、INS/GPS、INS/图像匹配等组合方式,以及由多种系统组合而成的 INS/天文/GPS 等组合导航系统,甚至有什么信息源就利用什么信息源的多传感器组合系统。

近年来,随着雷达和计算机技术的发展,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)与捷联惯性导航系统(Strap-down Inertial Navigation System, SINS)组合而构成的 SINS/SAR 组合导航系统得到迅速发展,受到国防领域从事导航定位工作者的高度重视<sup>[12]</sup>。

SAR 是一种高分辨率主动式微波成像雷达。SAR 向地面发射能量波束,并接收其散射信号进行探测,不依赖太阳的辐射能量;不但可以全天候、全天时地获取地球表面目标的数据,而且其微波波段可以穿透云层、浓雾以及大气烟雾。虽然 SAR 成像匹配定位的精度高,定位误差不随时间发散,但存在着定位不连续、导航信息少、非等间隔输出以及频率低、输出延迟大等缺点<sup>[13]</sup>。由分析可见,SINS 与 SAR 各有优缺点,它们在性能上形成互补,将两者有机组合起来,构成 SINS/SAR 组合导航系统,互相取长补短,能提高导航性能。

SINS/SAR 组合系统作为一种新兴的高精度、自主的导航系统,非常适用于军用飞机、导弹等武器装备的导航与制导。可以说,SINS/SAR 组合导航系统是一种很具吸引力,且有很大发展前景的导航系统。当然,SINS/SAR 组合导航系统也有其固有的缺点:当飞机做大机动飞行时,运动补偿(包括 SAR 天线的稳定、相位的校正等)可能无能为力,SAR 将无法进行正常工作,甚至完全不能成像,从而失去对 SINS 的修正能力。

随着电荷耦合器件(Charge Coupled Device, CCD)星敏感器被越来越广泛地应用到飞船、卫星等空间飞行器的定姿中,基于 CCD 星敏感器的天文导航系统的研究正成为国内外研究的热点之一。该系统广泛运用于多种型号卫星上,具有很高的定姿精度,相对惯性空间的定姿精度能达到角秒级,可以作为 SINS/CNS 等组合导航系统的子系统。天文导航以天体作为导航基准,被动地接收天体自身辐射的信号,进而获取导航信息;是一种完全自主的导

航方式,而且其定位误差和航向误差不随时间的增加而积累,也不会因航行距离的增大而增大,隐蔽性好,可靠性高。作为天文导航基准的天体,其空间运动规律不受人为破坏,不怕外界电磁波的干扰,具有安全、隐蔽、生命力强等特点,从根本上保证了天文导航系统完备的可靠性。此外,天文导航适用范围大,发展空间广,设备简单,在军事上具有独到的战术战略优越性。SINS/CNS 组合导航系统虽具有一定的优势,但天文导航系统存在数据更新率低、容易受到天气影响等不足<sup>[8,14]</sup>。

车辆定位中通常采用全球定位系统(GPS),该系统具有全天候、定位迅速、精度高、稳定性好等优点,能够为用户提供连续、实时的高精度位置、速度和时间信息。但是,GPS 系统容易受到周围环境影响,特别在城市高楼区、林荫道、隧道、天桥等条件下,常出现 GPS 卫星信号遮挡、信号衰减或丢失等问题,导致定位的准确度下降。而航迹推算(Dead Reckoning, DR)系统是典型的独立定位系统,其基本原理是利用方向和速度传感器来推算车辆位置,在短时间内能准确定位,具有较高精度。但是,由于方向传感器的误差较大,且误差随时间的累计而累加,必须每隔一段时间进行定位误差校正。可见,GPS 定位与 DR 具有很强的互补性。利用适当的方法将这两种系统组合起来,即形成了 GPS/DR 组合导航系统。

## 1.2 滤波理论的研究概况

### 1.2.1 滤波算法的基本知识

滤波是现代通信、导航、制导和控制工程中常用的信号处理方法之一。所谓滤波,就是从一系列带有噪声干扰的测量数据中提取有用信号。滤波理论就是在对系统可观测信号进行测量的基础上,根据一定的滤波准则,对系统的状态进行估计的理论和方法<sup>[15]</sup>。

在采用滤波算法设计组合导航系统时,首先需要建立组合导航系统的状态方程和测量方程;然后采用相应的滤波算法对系统状态进行最优估计,以去除噪声的干扰,得到尽量准确的状态估计值;最后利用这些状态估计值去修正系统的导航误差,进而获得准确的导航参数信息,达到提高导航解算精度的目的<sup>[16]</sup>。组合导航系统滤波方框图如图 1-1 所示。

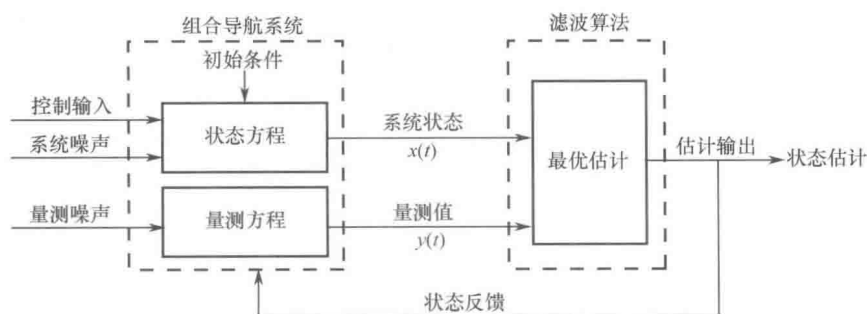


图 1-1 组合导航系统滤波方框图

滤波算法有多种不同的分类方式。根据动力学系统的线性或者非线性特征,可以将滤波算法分为线性滤波和非线性滤波;根据系统的不同噪声特性,可以将滤波分为高斯白噪声滤波和非高斯白噪声滤波。当前研究较多的算法有线性高斯滤波、线性非高斯滤波、非线性高斯滤波、非线性非高斯滤波。这四种滤波方式既有区别,又有联系,具体应用时可根据实际工程问题,采用不同的滤波方法。

## 1.2.2 线性滤波算法

线性滤波技术是最常用的滤波计算方法,经过几十年的发展,其理论已基本成熟。如果滤波的输出量是观测输入的线性函数,则称为线性滤波;否则,称为非线性滤波。线性滤波算法主要包括最小二乘估计法、维纳滤波法和卡尔曼滤波法。

为了预测神谷星的运动轨道,大约在1795年,德国数学家高斯(K. Gauss)首次提出了最小二乘估计法<sup>[17]</sup>,开创了用数学方法处理观测数据和实验数据的科学领域;后来该方法发展成为估计理论的基石<sup>[1]</sup>。最小二乘估计法是一种数学优化技术,通过求最小化误差的平方并找到一组数据的最佳函数匹配,就可用最简单的方法求得一些绝对不可知的真值。由于该方法不考虑观测信号的统计特性,仅仅保证测量误差的方差最小,因此在一般情况下性能较差;但最小二乘估计方法只需建立测量模型(观测方程),而且模型简单,计算量较小,因此颇受人们重视,在很多领域仍有应用。

1912年,英国统计学家R. A. Fisher从概率密度函数的角度出发,提出了极大似然函数的概念,并推出了极大似然估计法<sup>[18]</sup>;该方法是对估计理论发展的又一重大贡献。极大似然估计法是一种统计方法,它用来求一个样本集的相关概率密度函数的参数。“似然”的含义即“可能性”,故若称之为“极大可能性估计”则更加通俗易懂。极大似然估计法存在以下问题:

- (1) 未考虑系统噪声,估计精度受到影响;
- (2) 对非线性系统来说,其指标函数的极值有多个,如果初值距真值较远,不仅收敛速度慢,而且可能收敛到局部极小值;
- (3) 参数误差协方差阵常常出现“病态”,使数值不稳定,而且待估计参数愈多,病态愈严重;
- (4) 由于它是一种迭代估计方法,每次参数修正都必须求出每一采样点的误差和灵敏度矩阵,计算量大<sup>[19]</sup>。

20世纪40年代,美国科学家Wiener和苏联科学家Kolmogorov相继提出了维纳滤波理论<sup>[20]</sup>,这是最早针对工程实际问题提出的滤波理论。维纳滤波是一种线性最小方差滤波方法,该方法把数理统计和线性系统理论有机地结合起来,充分利用输入信号和观测信号的统计特性,对随机信号做平滑、估计或预测;但该方法需要求解维纳-霍夫方程,计算复杂度高,需要大量的存储空间,而且滤波器是非递推的,不便于实时应用<sup>[21]</sup>。V. Kucera于1979年提出了现代维纳滤波方法,该方法可以直接得到可实现的、显式的维纳滤波器,可处理多维信号和非平稳随机信号。

1960年,卡尔曼(R. E. Kalman)发表了用递归方法解决离散数据线性滤波问题的著名论文<sup>[22]</sup>,提出了卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)法,这标志着现代滤波理论的建立。卡尔曼滤波法是一种时域方法,对于具有高斯分布噪声的线性系统,应用该方法可以得到系统状态的递推最小均方差估计;该方法将状态空间模型引入最优滤波理论,用状态方程描述动力学系统的动态模型(即状态空间转移模型),用观测方程描述动力学的系统观测模型,可处理动态时变系统、非平稳信号和多维信号。由于卡尔曼滤波法采用递推计算,因而其计算过程适于用计算机来实现。

由于卡尔曼滤波具有许多优点,因此,它作为一种重要的最优估计理论被广泛应用于组合导航、目标跟踪、通信等领域。卡尔曼滤波可以用图1-2所示的文字框图表示。

$$\begin{pmatrix} \text{状态} \\ \text{更新值} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \text{状态} \\ \text{预报值} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \text{卡尔曼} \\ \text{增益} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \text{新息} \\ \text{向量} \end{pmatrix}$$

图 1-2 卡尔曼滤波文字框图

虽然组合导航中常用卡尔曼滤波法进行设计,但卡尔曼滤波理论采用均值和方差来表征状态概率分布,只有当系统模型为线性,且过程噪声和量测噪声均为高斯分布时,卡尔曼滤波才可以获得最优状态估计。而当导航系统为非线性、非高斯分布的状态模型时,采用线性模型来描述组合导航系统将会引起线性模型近似误差;若采用卡尔曼滤波法对系统非线性误差模型进行滤波计算,将会导致滤波发散<sup>[23]</sup>。

为了将卡尔曼滤波法应用于高维动力学系统,解决高维系统滤波计算量较大的问题,Speyer、Bierman 和 Kerr 等学者在 1979—1985 年间先后提出了分散滤波方法<sup>[24-26]</sup>,Carlson 于 1987 年提出了联邦滤波(Federated Filtering, FF)理论<sup>[27]</sup>,旨在为组合导航系统提供设计理论。采用两级滤波结构的联邦滤波尽管是一种次优估计,却大大提高了系统的容错能力。

经典的卡尔曼滤波应用,其一个先决条件是假设已知系统噪声的统计特性。但是,由于实际动力学系统的噪声统计特性具有很大的不确定性,将会导致卡尔曼滤波的性能迅速下降,甚至发散。为了克服这个缺点,一些学者提出了几种自适应滤波方法,如极大后验(MAP)估计、虚拟噪声补偿、动态偏差去耦估计等,这些方法在某种程度上提高了卡尔曼滤波对噪声的鲁棒性<sup>[13]</sup>。此外,为了抑制由于系统数学模型不准确而导致滤波性能下降的问题,有限记忆滤波(Finite Memory Filtering, FMF)算法、衰减记忆滤波(Fading Memory Filtering, FMF)算法等被相继提出并得到应用。人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)技术与卡尔曼滤波相结合,产生了一种新的自适应卡尔曼滤波算法,该方法通过人工神经网络的在线训练,抑制系统未建模动态特性的影响,使得滤波器在模型不准确时仍具有一定的鲁棒性。针对卡尔曼滤波要求系统模型和信号噪声统计特性必须准确的问题,鲁棒滤波方法提供了一种新的计算思路,该方法以牺牲滤波器的平均估计精度为代价,来保证滤波器在系统模型不准确和噪声统计特性不确定时的滤波鲁棒性。为了提高卡尔曼滤波的性能,从增强数值稳定性、提高计算效率角度出发,学者们提出了平方根滤波(Square Root Filtering, SRF)、奇异值分解滤波(Singular Value Decomposition Filtering, SVDF)等一系列数值鲁棒算法<sup>[28-30]</sup>,这些算法在航天器姿态控制、系统辨识等方面获得了广泛应用。

在最优估计理论不断发展的过程中,逐渐形成了以卡尔曼滤波为核心内容的体系,围绕其性能优化延伸出了自适应性、鲁棒性、稳定性、计算复杂度改进等多方面的研究。但是,只有当系统为线性时,传统卡尔曼滤波才能获得最优估计;而当系统为非线性时,由于卡尔曼滤波失去了对非线性特性的精确捕捉,会产生滤波失准甚至发散。

### 1.2.3 非线性滤波算法

严格来说,工程实际中所有的系统都是非线性的,其中有许多系统还是强非线性的。非线性系统估计问题广泛存在于飞行器导航、武器制导、目标跟踪及自动控制等领域。当系统模型不满足线性假设时,卡尔曼滤波将不再适用。因此,研究非线性滤波技术,具有重要的理论意义和广阔的应用前景。

非线性滤波<sup>[30]</sup>是继线性滤波之后发展起来的用于解决非线性系统滤波的一种计算方法。与线性滤波相比,非线性滤波由于它直接采用非线性模型,不需要将系统进行近似的线性化处理。

理,因此不但具有更高的滤波精度,而且具有更广泛的工程应用前景。

非线性滤波多以贝叶斯(Bayes)估计理论为基础<sup>[31]</sup>。伴随着自动控制、通信、电子信息和计算机等技术的快速发展,非线性滤波技术在理论和应用上都得到迅速发展。

根据贝叶斯估计原理,可按条件期望表示出系统的状态估值,但在非线性条件下,条件期望是难以处理的,对工程实际中的非线性模型只能采用各种近似方法<sup>[30]</sup>。因此,可以说所有的非线性估计都是近似的,都只能得到次优估计值。非线性估计的核心思想就是近似,各种非线性估计方法的不同就在于其近似处理的方法和采用的实现手段不同。近似的本质就是对难以计算的非线性数学模型进行某种数学变换,将其变换成为线性化模型,然后采用贝叶斯估计方法进行估计。

具体地讲,对于非线性系统线性化主要有两种实现手段:一种是 Taylor 多项式展开法,对高阶项采用忽略或逼近措施;另一种是插值多项式展开法。而非线性变换方法主要有 U 变换、序贯 Monte-Carlo 法和神经网络等。传统的非线性估计仅采用了线性变换中的 Taylor 展开法,而基于插值展开和非线性变换的方法都属于非线性估计的最新进展。

为了将卡尔曼滤波器应用于非线性系统,Bucy 等提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filtering, EKF)算法<sup>[32]</sup>。扩展卡尔曼滤波的基本思想是对非线性函数进行线性化近似,对高阶项采用忽略或逼近的措施,以解决非线性系统的滤波解算问题。其具体做法是:假设系统的非线性模型可以由当前状态函数展开的线性模型很好地近似,通过对非线性函数的 Taylor 展开式进行一阶线性截断,将非线性系统的滤波问题转化为线性问题。由于线性化过程会带来截断误差,因此,扩展卡尔曼滤波是一种次优滤波计算方法,它是卡尔曼滤波在非线性系统中的一种应用形式。

尽管扩展卡尔曼滤波在实际工程中得到了广泛应用,但它仍存在以下不足<sup>[21]</sup>:

(1) 当系统非线性度较强时,非线性函数 Taylor 展开式的高阶项无法忽略,这时若对非线性系统进行线性化处理会产生较大的误差,甚至导致滤波发散;

(2) 雅可比矩阵的求取过程复杂、计算量大,在实际应用中很难实施,有时甚至很难得到非线性函数的雅可比矩阵;

(3) EKF 需要求导,所以必须清楚了解非线性函数的具体形式。

目前,一些学者虽然对 EKF 提出了许多的改进方法,如高阶截断 EKF、迭代 EKF 等,但 EKF 所存在的缺陷仍然难以克服。

由于近似非线性函数的概率密度分布比近似非线性函数要容易得多,因此,利用采样的方法近似非线性分布来解决非线性问题的途径,得到了一些学者的广泛关注。

1995 年,Julier 等首次提出了无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filtering, UKF)算法<sup>[33]</sup>,通过无迹变换(Unscented Transformation, UT),对非线性系统状态的后验概率密度函数进行近似。UKF 的基本思想是通过特定的采样策略(无迹变换)选取一定数量的 Sigma 采样点,这些采样点与系统的状态分布相同,将这些 Sigma 采样点进行非线性变换后,可获得变换点的均值和协方差<sup>[34]</sup>。在每个更新过程中,采样点随着非线性状态方程传播,并随着观测方程变换,不仅保证了状态估计的精度,而且避免了对非线性方程的线性化过程。无迹卡尔曼滤波假定状态满足高斯分布,因此只需逼近其均值和方差,适用于非线性高斯系统的滤波状态估计问题,尤其对于强非线性系统,其滤波精度及稳定性比扩展卡尔曼滤波有明显提高。

与扩展卡尔曼滤波相比,无迹卡尔曼滤波无须计算非线性状态函数和量测函数的雅可比矩阵,且理论上可以实现泰勒级数三阶项所达到的精度,具有计算简单、滤波精度高、收敛性好等优点,能够以较高的精度和较快的速度处理非线性系统的滤波问题<sup>[35-37]</sup>。但是,UKF 算法

属于经典卡尔曼滤波的扩充,它和卡尔曼滤波一样,也需要准确已知动力学系统的数学模型以及系统过程噪声和观测噪声的统计特性。当运载器环境发生变化或者运动状态出现剧烈变化时,系统的过程噪声和观测噪声的统计特性也会发生较大变化,这时无迹卡尔曼滤波算法的滤波精度和稳定性将会大大降低。对于非线性、非高斯分布的系统状态模型,若仍简单地采用均值和方差表征状态概率分布,将导致滤波性能变差;随着系统维数的增大,计算量将迅速增加,特别是在系统的非线性、非高斯性较强时,滤波性能急剧下降,甚至发散。因此,UKF 算法一般不适用于状态是非高斯分布的系统模型。

EKF 和 UKF 都是递推滤波方法,且均可看作以卡尔曼滤波为基础的非线性滤波算法,它们采用参数化的解析形式对系统的非线性函数进行近似,或假设系统满足高斯分布。而在实际工程应用中,研究具有非线性、非高斯随机系统的滤波问题更具普遍意义。

为此,1964年,Ho 和 Lee 等人<sup>[38]</sup>研究了动态系统的迭代贝叶斯滤波问题,提出贝叶斯滤波是由时间预测和量测更新这两步的反复迭代过程所组成的,采用蒙特卡罗方法实现了递推的贝叶斯滤波,这就是粒子滤波(Particle Filtering, PF)的雏形。由于上述研究始终未能解决粒子退化和计算量制约等问题,因此未能引起人们的重视。随着计算机水平的快速发展,计算机应用能力的提高为粒子滤波的物理实现提供了客观条件。直到1993年,Gordon 等人<sup>[39]</sup>提出了一种基于序贯重要性采样(Sequential Importance Sampling, SIS)的 Bootstrap 非线性滤波方法,从而奠定了粒子滤波算法的理论基础。随后粒子滤波便迅速发展起来,受到国内外学者们的广泛关注。

粒子滤波的核心思想<sup>[40]</sup>,是通过寻找一组在状态空间中传播的随机样本对概率密度函数进行近似,以样本均值代替积分运算,从而获得对状态最小方差的估计,这些样本称为“粒子”。粒子滤波适用于非线性、非高斯系统的状态估计,尤其对强非线性系统的滤波问题具有独特的优势,摆脱了解决非线性滤波问题时随机量必须满足高斯分布的制约条件。采用序贯重要性采样算法来实现粒子滤波,其计算量依然很大,且实时性差,易出现粒子匮乏问题。尽管如此,粒子滤波在处理非线性、非高斯时变系统的参数估计和状态滤波问题等方面仍具有独特的优势,它不要求系统状态必须满足高斯分布,因此随着计算机技术的进步,必将获得广泛应用。

综上所述,滤波算法(包括线性和非线性)的分类如图 1-3 所示。

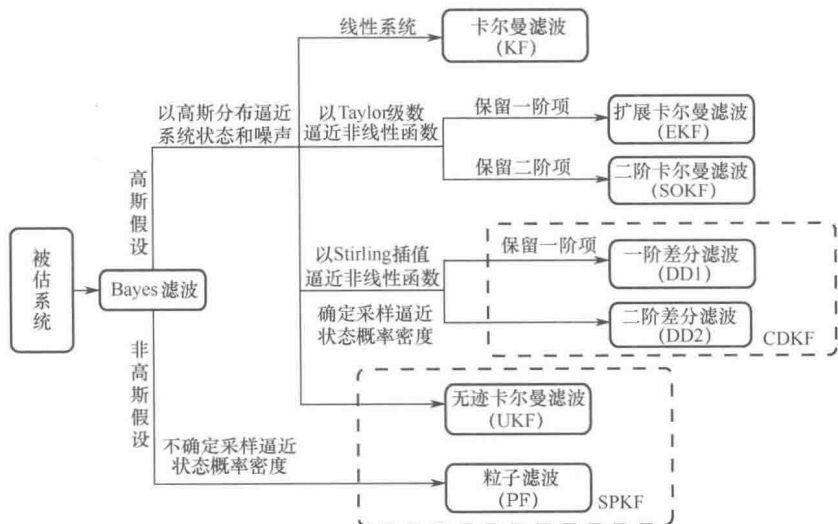


图 1-3 滤波算法分类