

弹道目标实时跟踪中的滤波方法综述

刘 也¹, 余安喜², 朱炬波³, 唐歌实¹

(1. 北京航天飞行控制中心航天飞行动力学技术重点实验室, 北京 100094;
2. 国防科学技术大学电子科学与工程学院, 长沙 410073;
3. 国防科学技术大学理学院, 长沙 410073)

摘 要: 指出目标运动先验信息、系统结构信息和设备测量信息的融合应用是提高滤波器跟踪性能的核心。进而综述了弹道目标融合滤波中的运动模型构造、滤波算法设计以及测量误差处理等环节中的关键技术和研究现状。并针对传统实时处理结构弊端,分析了实时跟踪系统的设计方法,讨论了如何建立高效的弹道跟踪数据处理流程,通过融合策略并举的方式实现系统各类信息的有效利用。一些设计方法可以为实际跟踪滤波器的开发提供参考。最后,结合空间应用的发展需求,分析了弹道目标跟踪技术的研究方向。

关键词: 弹道目标; 实时跟踪; 滤波

中图分类号: V557.1 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1328(2013)11-1417-10

DOI: 10.3873/j.issn.1000-1328.2013.11.001

Survey of Filter Algorithms for Ballistic Target Real-Time Tracking

LIU Ye¹, YU An-xi², ZHU Ju-bo³, TANG Ge-shi¹

(1. Science and Technology on Aerospace Flight Dynamics Laboratory, Beijing Aerospace Control Center, Beijing 100094, China;
2. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
3. Science College, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The significance for integrated usage of prior dynamic character, system structure and measurement information is suggested. Then, three key steps for the tracking filter are reviewed, i. e. the maneuvering modeling, the nonlinear filter algorithm and the measurement error detection and calibration. Furthermore, designing method for real-time tracking system is discussed according to the deficiencies of those existing systems. The method is aim to established an efficiently integrate data processing flow, and achieve an effective fusion of all available system information by hydride fusion strategies. Many actual tracking filter systems can draw lessons from here. Finally, the possible future researches for real-time trajectory target tracking are also investigated according to the demand-pull space applications.

Key words: Ballistic target; Real-time tracking; Filter

0 引 言

伴随航天任务的拓展,实时准确获取空间目标,特别是弹道目标的运动状态越发重要。一方面,高机动、大范围和多任务模式使得系统动态性和非线性增强;另一方面,测量信息不确定性因测量手段多样化而变得复杂,并且渗透于系统的各个环节^[1]。因此,兼顾时效性、稳健性和精度的测量信息融合处

理技术,是提高系统任务完成能力的关键。弹道目标实时跟踪领域的融合方法众多,非线性滤波因其高时效性和强适应性获得了广泛的应用^[2]。

弹道滤波可以看作是从受干扰测量信号中提取所需信息,恢复目标运动状态的过程,其关键是目标运动、设备测量和系统结构等信息的有效利用。运动信息利用体现在建立准确简洁的运动方程,测量信息利用主要是适当的测量误差处理方法,结构信

息利用则表现为设计高效的滤波算法。本文从这几方面出发,对弹道目标实时跟踪领域内的运动建模、非线性滤波、系统误差校准、粗差检择等重要环节的研究现状进行综述,进而探讨实时跟踪系统设计方法,最后结合新型空间任务需求,对未来弹道目标滤波方法可能的研究方向进行了展望。

1 弹道目标运动建模

滤波器状态方程的建立以弹道建模为基础,即根据目标运动变化规律,建立弹道时间演化模型,为不同时刻测量信息的关联应用提供基础。弹道模型可以参考一般动态系统建模方法,但也有其特殊性,建模需考虑两个因素:一是含有尽量少的未知参数,以减轻计算负担,提高估计精度;二是有一定的机动适应能力,以提高滤波器的稳健性。常用弹道建模方法有动力学、运动学、参数化、非参数与半参数等。

1.1 动力学建模

动力学建模通过目标力学特性分析,以运动加速度的物理参数模型为基础建立。由于实际问题的复杂性,完整的动力学模型通常很难精确获得或形式相当繁琐,需要对动力学模型适当近似,将未知参数或难以建模部分吸收到加速度物理参数中或引入新参数。其中,新参数可以没有明显物理意义。根据弹道目标的不同飞行阶段,动力学模型差别很大,在现有知识体系下,仅自由段飞行目标和部分机动性较小的再入目标可依据引力、空气阻力等建立比较精确的轨道动力学模型^[3],对于复杂机动的目标,特别是主动段飞行的目标,还很难获得适宜实时跟踪的运动模型。

1.2 统计建模

李晓榕等系统总结了基于目标运动学信息的建模方法^[4],主要是由参数已知或未知的随机过程近似目标运动参数(速度、加速度、加加速度等),本文称其为统计建模。常用统计模型可分为时序独立模型和 Markov 模型:前者认为目标运动参数的主要成分为常数,将其变化部分视为时序独立的扰动,如匀速、匀加速和匀加加速模型等;后者认为目标运动参数具有时序相关性,并利用相邻时刻机动特征的相关系数对其进行描述,如辛格模型和当前统计模型等。统计建模适用性广、实时性高,但机动或噪声特征的

描述依赖于大量历史数据的统计分析,限制了其在小样本或非合作目标跟踪中的应用^[5]。

1.3 参数化函数建模

空间目标的飞行轨迹是满足一定光滑性的空间曲线,参数化方法以函数逼近理论为基础,用含较少待估参数且形式已知的函数或函数组合表示系统状态,通过增加数据冗余来改善建模精度^[6],以多项式和样条建模应用最广。Basin^[7]利用微分方程理论给出了多项式系统的类 Kalman 滤波理论解,Chanier 等^[8]引入 Kronecker 积等工具,推导了非线性系统函数 Taylor 展开式的线性化表达(形式上是代数多项式),在减小线性化误差的同时实现了高阶系统的 Kalman 滤波。然而,弹道目标跟踪并非严格的多项式系统,传统滤波算法对多项式阶数和长度等的调节较弱,只能获得次优解,因此,多项式模型多以滑动批处理模式应用于准实时任务中^[9]。采用多项式函数基的样条模型可看作是多项式的光滑连接,表示精度更高,但数据积累长、解算结构大及节点选择复杂等限制了样条模型的实时性^[6]。为此,He 等^[10]提出以小波分解确定初值和以误差最小原则二次筛选的节点选择方法。Blair 等^[11]将样条模型看作低通滤波器,通过调节拟合误差和随机误差比例来计算节点。还有文章认为样条节点相互独立,并利用最优值搜索技术对其求解^[12-13]。前述方法多基于大段落数据联用和搜索策略,更加大了计算负担。为此,文献[14]推导了样条函数的递推公式,并通过迭代更新和“当前”统计等思想提高测量信息利用率与目标机动辨识能力,改善了算法精度和实时性。但该方法对测速信息依赖较大,扩展应用还有待研究。

1.4 非参数与半参数建模

非参数建模是一种局部特征回归估计方法,适用于对无法参数化的数据分析或对参数化方法评估。文献[15]以表示误差全变分度量弹道“不连续性”,通过平衡弹道连续性与测量残差进行了弹道目标非参数建模的尝试。非参数模型中各变量物理意义及其作用无法体现,意味着它未能有效利用目标运动中可模型化的先验信息。为弥补非参数模型的不足,Engle 等^[16]提出了半参数建模思想,它介于参数和非参数模型之间,能同时求出待估状态或系

统误差的参数与非参数分量,在大地测量等领域获得了广泛关注^[17],并已初步应用于卫星的事后精密定轨^[18]。为减轻模型复杂度和解算难度,文献[19]突破传统批处理框架,根据补偿最小二乘和 Tikhonov 正则化推导了递推半参数模型,并利用噪声效率法自适应计算光滑因子、正则化矩阵和窗口宽度等,降低了模型参数选取的工程经验依赖性。实际问题中,该算法的计算负担缓解还有进一步工作要做。

1.5 模型决策与自适应

弹道目标任务多样化和机动能力提高使得单一模型或不变模型参数的局限性日益突出,具有动态调整能力的决策方法和自适应滤波开始被应用。

模型决策起源于机动目标跟踪领域,基本思想是目标运动模式的变化会反映在测量信息中,利用滤波残差/新息或输入估计构造检验统计量,可以检测机动的发生,常用方法有机动检测、机动辨识和交互多模(IMM)等。李晓榕^[20]将常用检测方法分为等效噪声、输入检测与估计、模型转换三类,并指出其发展方向——多方法组合技术。之后的新技术包括优化检测速度的序贯检测,多传感器综合利用的融合检测,基于小波分析的弱机动检测,基于高阶统计量的非高斯机动检测,基于神经网络和模糊逻辑的强机动检测等^[21-24]。机动辨识是由新息/残差实时辨识或滤波实时估计机动加速度的方法,常见的如协方差匹配、多级滤波、方差膨胀、Vondrak 滤波等^[25-27],半参数建模就是一种典型的机动辨识技术。为利用状态估计结果改善系统决策,IMM^[28]方法逐渐产生并发展,它对不同运动状态应用不同模型滤波,模型间采用马尔科夫链实现“软切换”的融合,从而获得最终状态估值。从最初的子滤波器模型固定、独立工作,到变结构与互反馈方式,IMM 方法大致经历了三代发展历程^[29]。对于弹道目标,前述的模型均可作为 IMM 方法模型集合中的元素。

自适应滤波是由估计结果自适应地调整模型参数的算法,如 Kalman 滤波中常用的渐消因子就是为了自适应减弱模型误差影响,机动辨识和 IMM 技术也蕴含了自适应的思想。模型自适应的一个自然想法就是在线对误差进行估计和校正,Mehra^[30]提出了利用新息序列的自适应方法。在此基础上,针对

卫星定轨等动态系统,杨元喜等^[26]发展了抗差估计和状态协方差膨胀相结合的自适应滤波。这些统计方法都需要一定的积累时间,在状态机动时存在局限性。强跟踪滤波^[31]利用正交性原理,在线调整状态预测误差协方差和相应的滤波增益,丰富了渐消因子的思想,更适合于状态突变情况的跟踪。此外,区间滤波^[32]、预测滤波^[33]等新型滤波方法也为状态模型不准确时的系统鲁棒性提高开拓了思路。

2 实时滤波算法

鉴于任务的实时性、运动模型与测量体制的非线性,非线性滤波成为弹道目标跟踪中的重要方法,如扩展 Kalman 滤波(EKF)、酉滤波(UKF)、粒子滤波(PF)等^[2]。下面对其进行简要介绍,并重点以 UKF 为例,介绍实际滤波器设计中利用系统结构信息所引入的一些简化策略。

2.1 常用非线性滤波算法

非线性滤波的最优方案是其条件后验概率的完整描述,这需要无尽的参数表示而无法实现,实际的非线性滤波都是对系统作了一些条件限制或近似处理。国内外相关文献中常用的非线性滤波算法可整理为表 1^[2,32-39]所示,其中所涉及的近似技术简述如下。

(1) 迭代滤波技术——它将估计值作为预测初始点迭代计算,测量信息的多次利用在理论上可以改进滤波估计精度,如迭代 Kalman 滤波(IKF);

(2) 函数逼近技术——用一些形式简单的函数(Taylor 级数、多项式等)逼近来实现系统线性化,典型如 EKF、各种高阶滤波、多项式插值滤波等;

(3) 矩估计技术——将系统解算看作是状态的统计特征估计,从而无需精确的系统状态分布,大多基于 Kalman 框架的算法都是采用这种思想;

(4) 采样技术——通过采样点的统计来估计状态的统计或分布特征,避免了复杂的非线性积分,且有利于随机误差抑制,根据采样原理不同可分为特殊点采样和 Monte-Carlo(MC)采样,如 UKF、PF;

(5) 过程逼近技术——将系统状态看作随机过程,并用一些性质简单的随机过程逼近状态的变化,这里的逼近是概率意义的,如高斯和滤波器;

(6) 后验密度估计技术——直接对状态的后验

表 1 常用非线性滤波算法

Table 1 Commonly used nonlinear filter algorithms

滤波算法	原理	适应系统	处理技术	优缺点
扩展 Kalman 滤波、二阶滤波	Taylor 展开	非线性 高斯	函数近似	优点:实现容易、工程应用广 缺点:求导计算、高斯假设
酉滤波、容积滤波	UT 变换	非线性 高斯	矩估计 特殊点采样	优点:无求导、无采样退化、噪声限制小 缺点:高斯假设
插值滤波	多项式逼近	非线性 高斯	函数近似	优点:无求导、区间信息 缺点:高斯假设
粒子滤波	MC 模拟	非线性 非高斯	密度逼近 MC 采样	优点:无求导、精度高、无高斯假设 缺点:采样退化、计算量大
预测滤波、滤波、区间滤波	误差预测	非线性 非高斯	误差补偿	优点:适用较大模型误差、无高斯假设 缺点:收敛速度慢、对噪声敏感
统计滤波	高斯和逼近	非线性 非高斯	密度逼近	优点:精度高、无高斯假设 缺点:计算量大

密度函数进行估计,这类方法适用性强、精度高,但常伴随着很大计算量,如高斯和滤波器、PF 等;

(7) 误差补偿技术——通过加入误差估计步骤,补偿建模简化和不准确引起的误差,其典型代表是非线性预测滤波器。

各种非线性滤波中,出现最早且应用最广的当属 EKF,但其一阶 Taylor 精度和复杂求导计算已不能满足实际需求,为此人们一直致力于提高滤波器阶数和降低计算复杂度,其中基于采样技术的 PF 和 UKF 是近年研究的热点。PF 是一种 Monte-Carlo 方法,通过随机样本(“粒子”)的传播对状态后验密度近似,是非高斯非线性系统的“最优”滤波器。但 PF 的计算量大,且存在重要性密度函数难以选取和粒子数匮乏等缺点,在弹道目标跟踪中的实际应用较少。UKF 最初由 Julie 等^[35]提出并用于解决再入大气目标跟踪^[38],它以 UT 变换为基础,通过确定性采样点的非线性传播获得滤波器的状态和测量更新,无需 EKF 的向量求导^[39],且采样点数远小于 PF,尤其在弹道目标跟踪领域获得了广泛应用。

2.2 UKF 滤波的简化技术

UKF 等采样算法的计算量与采样点数密切相关,随着状态维度增多急剧增大,因此,根据系统结构信息的采样简化是改善其性能的重要手段。

利用系统不同程度的线性和可分性,可以构建一系列简化采样算法,它们在目标跟踪领域均获得了应用^[40]。Wu 等^[41]推导了扩展与非扩展 UT 变换的等价条件,并指出由于奇数阶矩的传播差异,非扩展 UKF 的精度将会低于扩展情况。在此基础上,针

对 UKF 中状态扩展与重采样的不同策略,文献[42]以加性噪声系统为例,给出了常用采样策略下扩展与非扩展 UT 变化的等价条件,从精度、适应性和计算效率等方面详细分析了状态扩展和重采样对 UKF 性能的影响,提出了实际滤波器设计准则。

弹道目标跟踪系统还常需解算一些模型参数或系统误差,这是一种典型的状态与参数双重估计问题。直观的方法是进行扩维滤波,但这不仅加重了计算负担,系统自由度的增大和非线性程度的增强还会降低滤波稳健性。实际系统的状态和参数通常满足一定的可分性,将两者分割解算应该比较好的选择。变量投影^[43]和期望极大化^[44]正是这种思想的有益尝试,但数值优化的采用限制了它们的实时性。Wan 和 Nelson^[45]提出了双重滤波算法(DKF),用两个低阶滤波器交替估计状态和参数,减少计算量的同时还有利于系统可观测性和稳定性的改善。然而,原始 DKF 忽略了状态和参数的相关信息,仅适用于状态和参数可分或弱相关的系统^[46]。Zhang 等^[47]建议采用顺序结构以保证估计无偏性。Nelson^[48]从滤波器目标函数出发提出了双观测的 D^2 KF 技术,但其需要计算复杂的误差传播,较难扩展到 UKF 等采样类算法。此外,原始 DKF 将状态滤波器中的参数和参数滤波器中的状态均看作确定性系统输入,这是与 Kalman 滤波的随机过程假设相背离的。文献[46]引入随机性系统输入假设,并将改进的 DKF 应用于再入目标跟踪和系统误差解算。但对状态和参数有强相关性,且参数为非线性测量的系统,DKF 的应用还缺乏严格的理论依据。

3 测量误差处理

由于设备精度和环境条件等影响,测量误差不可避免。测量误差分为系统误差、随机误差和粗差三类,它们的表现特性和处理方法是不同的。

3.1 随机误差抑制

由于影响因素众多且相互独立,随机误差被认为是 0 均值的随机变量,并常假设其服从正态分布。实时滤波器可以通过噪声方差或滤波增益的自适应调节,抑制随机误差的影响。抑制效果的好坏取决于对随机误差特性刻画的准确程度,一般利用先验信息或在线统计方式获得,为改善数据统计的稳健性和精度,常引入模糊理论、小波分析等工具。

3.2 系统误差校准

弹道目标测量的系统误差有两个显著特点,一是可模型化,即随时间固定不变或按确定的规律变化,如满足常值、线性、周期性等;二是稀疏化,即同一时刻仅少数测量通道存在系统误差(或根据精度需求,仅需考虑部分影响较大的误差成分)。

模型化使得可以对系统误差进行模型校准或参数估计。受工作环境和系统状态机动影响,预处理后的残余系统误差可能仍然较大。实际处理往往是通过事后硬比对或组合诊断校正系统误差,这显然不满足实时任务需求。因此,状态解算同时实时校准系统误差十分必要。目前系统误差自校准技术可分为两类:一是以残差趋势项拟合结果作为误差估值^[49],它实现简单且先验信息依赖小,缺点是拟合窗口不易确定且不能处理复杂误差;二是根据预设模型将误差估计转化为参数估计,它的精度依赖于误差模型,且可观测性会随模型参数维度增大而变差。为了解决系统误差模型不准确的问题,一些学者引入了半参数建模理论,文献[19]还将其应用于弹道目标实时跟踪。当半参数同时应用于弹道高阶机动和系统误差建模时,系统计算量增大且解算结构趋于复杂化,其在实际系统的适应性还有待研究。

系统误差校准的前提是已知其所属通道,累积窗口内的残差统计可以实现系统误差检测^[49],但此方法存在解算滞后和误差转移风险。文献[13]引入信号稀疏寻优技术,同时实现系统误差的检测和校准。该方法采用样条建模和多步优化策略,无法

满足实时任务需求。Vaswani 等为实现医学图像序列重构^[50],在 Kalman 滤波中引入了状态的稀疏寻优(文中称其为 Kalman 滤波压缩感知, KF-CS),算法的不足是需要多次迭代滤波。针对弹道目标跟踪的高时效和强非线性,如何利用 KF-CS 实现目标状态和系统误差的同时估计,还需进行深入研究。

3.3 粗差检择

粗差又称过失误差或野值,分为孤立型和成片两类,前者是孤立的,某一时刻粗差与其周围数据无关;后者则成片出现,粗差可能带动其周围数据也严重偏离真值^[6]。常规滤波算法对粗差极为敏感,实际滤波器必须采取有效手段抑制粗差的影响。

粗差检择是依据测量信息的统计特性进行假设检验,关键是检择标准与阈值的选取,以及异常测元的处理。检择标准根据所用信息分为单通道和多通道两类:前者利用同一测量通道不同时刻测量数据的相关性,由历史数据预报当前的测量值或其典型特征,计算简单,但精度有限且无法应付成片粗差^[6];后者利用多个通道测量数据的互补性,根据联合滤波状态或状态预报值实现数据检择^[14]。检择阈值由检验统计量的致信区间获得,根据统计量不同而有所不同。检择算法最初多为绝对化的 0-1 取舍,后来根据 M-估计理论,逐步发展了抗差滤波方法^[26],不过很难构造通用的抗差权值函数。

为了充分利用测量信息和消除杠杆观测的影响,欧吉坤^[51]提出了基于真误差分群的拟准检定法,通过附加拟准观测真误差的范数极小化实现测量取舍,具有粗差定位准确可靠的优点,尤其能克服粗差转移和淹没等问题。将拟准检定法应用于测量数据预处理^[52],滤波性能可以得到明显改善。但在先验信息缺失时,算法仍存在粗差转移的风险。文献[53]在滤波方程中引入拟准观测真误差极小化的约束条件,提出了拟准检定滤波算法,在减少所需拟准观测量的情况下,提高了算法崩溃污染率,更加适合观测结构复杂或有效观测数量较少的系统。

Kalman 滤波采用最小均方误差准则,实际上是在欧氏空间上的均值加权,具有稳健性差的天然缺陷。次序统计量反映了随机变量的位置关系,不敏感于距离,具有良好的稳健性质^[54],它的一个简单应用就是单通道数据的中值滤波。为适应复杂系统

测量信息的异类和高维度,人们提出了数据深度的概念,为高维数据提供了一种由中心向外排序的半序方法,并在卫星事后精密定轨中得到了应用^[55]。文献[56]将其应用于弹道目标实时跟踪,该算法从优化准则和加权策略上都是对传统 Kalman 滤波的拓展,具有广泛的应用前景。不过该算法还处于探索阶段,其理论依据以及适用性等还有待进一步研究。

4 实时跟踪系统设计

现代空间目标测控系统的一个典型特点就是测量设备逐渐多样化,各测量分系统的观测信息、覆盖范围和观测精度各异,研究如何联合利用这些信息是大幅提高目标跟踪系统性能的有效途径。

4.1 测量数据融合利用

受早期计算机和通信设备硬件条件限制,传统的实时数据处理多基于测量组合的优选,其选择方案依赖于工程经验,切换时存在弹道估值跳变的风险^[57-58]。文献[58]探讨了弹道目标跟踪数据的融合处理方法,建议融合目标运动信息和多种测量信息,实现弹道和系统误差的联合估计。该文的方法主要用于事后处理,其融合思想应用于实时任务时,融合层次、结构与方式等的具体方案都有待研究。

(1) 融合级别

广义的数据融合又称为信息融合,包括决策级、特征级和数据级三个级别。弹道跟踪中主要涉及后两个层次,特征级融合是融合中心接收各设备组合的弹道估值,经过配准后,进行加权或优选获得最终估计结果;数据级融合是指融合中心接收各传感源的原始测量信息,经过数据配准、数据关联和融合滤波等一系列处理,获得统一弹道估值。前者可以采用分布式系统融合结构,性能稳定且对计算、存储和通信负载需求低。后者通常要求同质测量信息,能够最大限度地利用原始测量信息,理论上可以获得最优的融合性能^[59]。

(2) 融合结构

根据解算单元和融合单元布置差异,融合结构分为集中式、分布式和混合式。集中式融合中,各设备信息传输到融合中心进行统一解算,有最高的信息利用率,但计算和存储能力要求高。分布式融合中,各设备单独滤波,再将结果传输到融合中心统一

处理,其计算效率高、容错性强且对通信能力要求低,但降低的信息利用率会造成精度损失。混合式结合了以上两种结构,将设备进行适当的分组,组内设备测量信息融合解算后,将结果输出到总的融合中心进行再次融合^[59]。

(3) 融合方式

融合方式包括同步融合和异步融合。现有同步融合方式可归结为扩维、伪序贯和复合量测三类^[60]。扩维方式通过扩展滤波器测量维度实现,可直接处理信息相关的系统且便于作理论分析,但涉及的高维矩阵逆会增大计算量。伪序贯滤波假设各传感器测量不相关,通过将测量数据外推时间置零进行重复的滤波测量更新。复合量测首先依据一定准则实现多种测量信息复合,再对复合后的数据滤波,其计算量小但需测量信息满足一些假设条件。异步融合主要是基于一些复杂的无序量测算法^[60-61]。实际应用时可根据测量信息获取方式综合利用上述方法,如在区分数据采样率的基础上^[57],设计伪序贯与无序量测结合的滤波方法。

(4) 融合方法

首先是合理的融合权值设计。滤波器的输出是预测状态和观测状态的加权和,融合权值应该综合反映数据精度和状态对数据的依赖性,在 Kalman 滤波框架下就是用状态噪声和测量噪声来表现的。因此,权值除依据理论精度设计,还可利用状态预报误差及测元残差等在线计算,如 Sage 滤波及其各种改进方法^[26,58]。其次,需考虑设备覆盖范围的局限性和潜在的设备故障等引起的测量信息中断。除构造高维测量矩阵的方法,文献[57]给出了利用矩阵索引方式构造高动态测量方程的方法。最后,融合结果评价和据此进行的跟踪异常处置等,也是融合方法需要重点关注的^[59]。

4.2 融合系统设计方案

目前,弹道目标的测量设备主要是提供目标相对设备的距离、角度和距离变化率等信息,或直接提供目标的位置和速度信息。在融合滤波框架下,这些信息可看作同质的,且它们在进入实时跟踪系统前,往往会进行必要的平滑和降采样处理。因此,在前期工作基础上^[57],我们设计了如图1所示的弹道测量数据处理流程。这里采用分布式融合与集中式

融合相结合的结构,其中分布式结构由各节点的测量数据级融合和中心的弹道特征级融合两部分构成,数据时间采用插值对齐模式,预期具有稳定性好和计算效率高的优点;集中式结构主要是采用量测扩维方式,同时结合无序量测算法,在中心统一进行

测量数据级融合,预期有更高的信息利用率和跟踪精度。前文介绍的运动建模、滤波算法和测量误差处理等技术,均可通过系统设计、应用和评估各阶段^[57]的测试进行遴选。

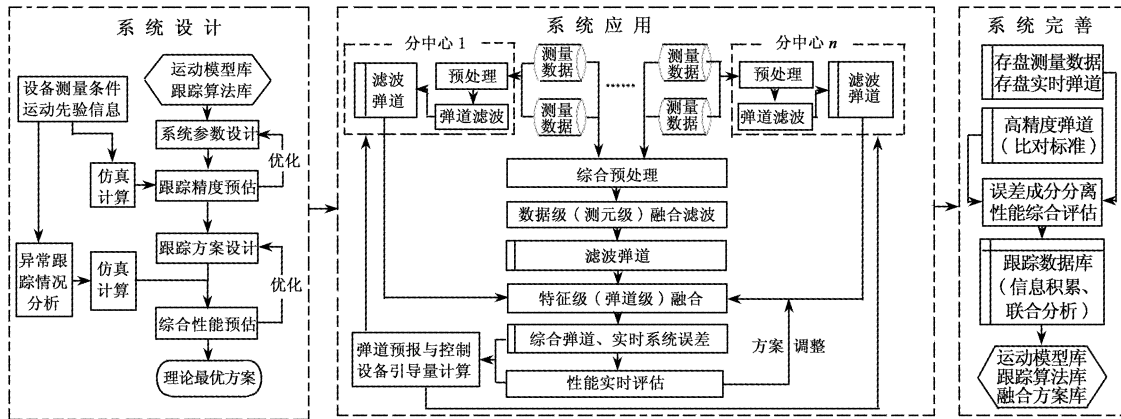


图 1 弹道目标跟踪的测量数据融合处理流程

Fig. 1 Fusion processing flow for the instrumental data of the ballistic target tracking

根据图 1 流程,可以进行实际弹道跟踪系统的开发工作。系统设计主要在任务准备阶段完成,其主要目的是根据方法理论性能,并结合目标测量条件和运动先验信息,设计融合策略、运动模型、滤波算法等,还可以通过仿真确定一些系统参数初值。除跟踪精度和实时性需求,设计阶段还需兼顾系统稳健性,使系统具备异常应急能力。系统应用阶段就是对目标实施跟踪的过程,需完成数据获取、时空配准、数据检择、误差校准、弹道估计、弹道预报和设备引导的全过程。弹道估计以集中式的数据级(测元级)融合为主,分布式的融合结构为辅,多种估计结果再进行特征级(弹道级)融合以保证精度和可靠性。跟踪结束后,可以利用存盘数据对系统任务完成情况进行综合评估,包括实时性、精度、稳健性^[57]等。此外,将数据处理和评估结果存储为数据库,通过对系列目标跟踪数据的联合分析,可以对解算结构和参数的有效性进行综合评价。在系统测试阶段和应用初期,以上三个过程可以交替进行,从而完善参数设计和方法遴选依据。

系统实现过程中应该综合考虑兼容性和开放性,使各处理环节尽量模块化,并具备独立使用性。这一方面是为目标跟踪的各步骤提供一系列处理工具,另一方面也为新算法验证提供了开放接口。

5 研究展望

为适应弹道跟踪任务发展,构造更加稳健与高精度的跟踪方法和实际系统,作者认为还可在以下几个方面开展深入研究。

(1) 多种运动模型的联合利用。首先,可以针对各种典型弹道目标设计更加准确的运动模型,构建模型库;其次,合理利用模型库进行多模型方法研究,一是根据测量和运动状态变化特性,寻求模型转移概率在线自主化;二是用尽量少的模型来刻画尽量多的状态运动模式,建立可以适应多种任务需求的模型集稀疏化与完备化方法。

(2) 实时估计方法的进一步改进。除了完善 EKF 和 UKF 的实际应用,还应进行 PF、插值滤波和容积滤波等在弹道目标实时跟踪中的适应性改进。同时,探讨其它估计方法的应用,如引入高阶累积量解算非高斯系统,采用模糊自适应技术增加滤波稳健性,利用小波分析等时频分析工具分层估计目标高阶机动等。

(3) 完善测量误差处理技术。系统误差方面,参数化与半参数化建模方法和稀疏寻优方法可以构成完整的系统误差检测和校准流程,后续应侧重于算法计算复杂度的降低。粗差方面,基于次序统计

量的稳健滤波算法带来了 Kalman 滤波器优化函数和估计结构的变革,后续研究应致力于加强算法的实用性改进和其它次序统计量在实时滤波中的应用。

(4) 复杂测量环境下的多目标跟踪。在空间预警、导弹防御、编队卫星和空中交通管制等领域,广泛存在着多目标跟踪问题。特别是随着空间测量环境的复杂化,多目标跟踪中的关联区域形成和跟踪起始、维持与终止等技术,是多目标跟踪系统有效工作的保障,也是目前许多滤波算法应用的前提。

(5) 对后续任务的支撑。目标测控是空间任务的重要组成部分,跟踪测量技术的发展也不应该孤立进行。结合后续任务需求,在实时状态估计的同时,估计一些典型目标特征,可以为空间监视、运动导航、武器装备鉴定等大系统任务提供支撑。如估计目标机动频率、机动强度和阻力参数,用于非合作目标识别;结合误差检择和校准结果分析测量设备误差特性,用于设备精度鉴定,等等。

6 结束语

弹道目标机动性和飞行范围不断增大,测控手段也不断多样化,使得弹道目标跟踪的复杂性日益加大。本文对其中的运动建模、滤波算法和测量误差处理等几个关键环节的研究现状进行了综述,探讨了实际系统的设计方法,并结合新型空间任务特点,对未来研究方向进行了展望。随着研究工作的拓展和深入,我们期待着越来越多新型弹道目标跟踪相关算法的涌现及其在工程实践中的应用。

参 考 文 献

- [1] 郝岩. 航天测控网[M]. 北京: 国防工业出版社, 2004.
- [2] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—Part VI: approximation techniques for nonlinear filtering[C]. SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, San Diego, 2004.
- [3] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—Part II: ballistic target models[C]. SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, San Diego, 2001.
- [4] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—Part I: dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4): 1333–1364.
- [5] Liang Y Q, Han C Z. Tracking of semi-ballistic reentry vehicle [C]. IEEE Multi-Conference on Systems and Control, San Antonio, 2008.
- [6] 王正明, 易东云. 测量数据建模与参数估计[M]. 长沙: 国防科技大学出版社, 1996.
- [7] Basin M, Calderon D. Optimal filtering for incompletely measured polynomial states with multiplicative noise[C]. American Control Conference, Washington, 2008.
- [8] Chanier F, Paul C, Blanc C, et al. SLAM process using polynomial extended Kalman filter: experimental assessment [C]. The 10th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Hanoi, 2008.
- [9] Crouse D F, Willett P, Bar-Shalom Y. A low-complexity sliding-window Kalman FIR smoother for discrete-time models[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(2): 177–180.
- [10] He X M, Shen L X, Shen Z W. A data-adaptive knot selection scheme for fitting splines[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2001, 8(5): 137–139.
- [11] Blair J. Optimal knot selection for least-squares fitting of noisy data with spline functions[C]. IMTC 2008, Vancouver Island, May 12–15, 2008.
- [12] Yiu K F C, Wang S, Kok L T, et al. Nonlinear system modeling via knot-optimizing B-spline networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(5): 1013–1022.
- [13] Liu J Y, Zhu J B, Xie M H. Trajectory estimation based on the sparse representation and spline model optimization in multi-range-rate system[J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2010, 23(1): 84–90.
- [14] 刘也, 朱炬波, 梁甸农. 递推样条滤波的工程化应用研究[J]. 宇航学报, 2010, 31(12): 2794–2800. [Liu Ye, Zhu Ju-bo, Liang Dian-nong. Research of the recursive spline filter for engineering applications[J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(12): 2794–2800.]
- [15] 刘吉英. 基于特征信息建模的高精度目标定位[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006. [Liu Ji-ying. High-precision target positioning by use of the modeling of characteristic information [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2006.]
- [16] Engle R F, Granger C W J, Rice J, et al. Semi-parametric estimates of the relation between weather and electricity sales [J]. JASA, 1986(81): 310–320.
- [17] 邱卫宁, 陶本藻, 姚宜斌, 等. 测量数据处理理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2008.
- [18] 潘晓刚, 李济生, 段晓君, 等. 天基空间目标监视与跟踪系统轨道确定技术研究[J]. 自然科学进展, 2008, 18(11): 1226–1239. [Pan Xiao-gang, Li Ji-sheng, Duan Xiao-jun, et al. Orbit determination technologies for systems used for space target surveillance and tracking[J]. Chinese Journal of Scientific and Technical Periodical, 2008, 18(11): 1226–1239.]
- [19] 刘也, 余安喜, 朱炬波, 等. 基于半参数建模的弹道目标实

- 时滤波[J]. 宇航学报, 2011, 32(11): 2169–2174. [Liu Ye, Yu An-xi, Zhu Ju-bo, et al. Real-time filter for trajectory target tracking based on semi-parameter modeling[J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(11): 2169–2174.]
- [20] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—Part IV: decision-based methods[C]. SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, Orlando, April 2002.
- [21] Ru J, Jilkov V P, Li X R, et al. Sequential detection of target maneuvers[C]. The 7th International Conference on Information Fusion, Konstanz, 2005.
- [22] Shi J F, Qi L, He C W. A maneuvering target detecting method based on lifting wavelet transform algorithm [C]. CIS2008, Chengdu, 2008.
- [23] Ji H B, Song L P, Gao X B. Higher-order cumulants based maneuver detection in Kalman Filter[C]. IEEE TENCON'02, Beijing, 2002.
- [24] Duh F B, Lin C T. Tracking a maneuvering target using neural fuzzy network [J]. IEEE Transactions on System, Man and cybernetics—Part B: Cybernetics, 2004, 34(1): 16–33.
- [25] 周宏仁. 机动目标跟踪[M]. 北京: 国防工业出版社, 1991.
- [26] 杨元喜, 文援兰. 卫星精密轨道综合自适应抗差滤波技术[J]. 中国科学 D 辑, 2003, 3(11): 1112–1119. [Yang Yuan-xi, Wen Yuan-lan. Integrated robust filter for precision orbit determination[J]. Science in China, Series D, 2003, 3(11): 1112–1119.]
- [27] Zheng D W, Zhong P, Ding X L, et al. Filtering GPS time-series using a Vondrak filter and gross-validation[J]. Journal of Geodesy, 2005, 79(6): 363–369.
- [28] Blom H A, Bar-shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 1988, AC–33(8): 780–783.
- [29] Li X R, Jilkov V P. A survey of maneuvering target tracking—Part V: multiple-model methods [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003(11): 1–57.
- [30] Mehra R K. On the identification of variances and adaptive Kalman filtering[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1970, AC–15: 175–184.
- [31] 刘望生, 李亚安, 崔琳. 基于当前统计模型的机动目标自适应强跟踪算法[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1937–1940. [Liu Wang-sheng, Li Ya-an, Cui Lin. Adaptive strong tracking algorithm for maneuvering targets based on current statistical model [J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(9): 1937–1940.]
- [32] 杨少东, 汶德胜, 马军勇, 等. 基于预测滤波的卫星交会对接相对位姿确定方法[J]. 宇航学报, 2011, 32(8): 1688–1693. [Yang Shao-dong, Wen De-sheng, Ma Jun-yong, et al. Predictive filter – based relative attitude and position determination for rendezvous and docking between spacecrafts [J]. Journal of Astronautics, 2011, 32(8): 1688–1693.]
- [33] Chen G R, Wang J R, Shieh L S. Interval Kalman filtering[J]. IEEE Transactions of Aerospace and Electronic Systems, 1999, 33(1): 250–259.
- [34] 柴霖, 袁建平. 非线性估计理论的最新进展[J]. 宇航学报, 2005, 26(3): 380–384. [Cai Lin, Yuan Jian-ping. New development in nonlinear systems estimation [J]. Journal of Astronautics, 2005, 26(3): 380–384.]
- [35] Julier S J, Uhlmann J K. A new extension of the Kalman filter to nonlinear systems [C]. The 11th International Symposium Aerospace/Defense Sensing, Simulation and Controls, Orlando, 1997.
- [36] NØrgaard M, Poulsen N K, Ravn O. New developments in state estimation for nonlinear system[J]. Automatic, 2000, 36(11): 1527–1638.
- [37] Chang L, Hu B Q, Li A, et al. Transformed unscented Kalman filter[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2013, 58: 252–257.
- [38] Jinwhan K, Vaddi S S, Menon P K, et al. Comparison between nonlinear filtering techniques for spiraling ballistic missile state estimation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2012, 48(1): 313–328.
- [39] Gustafsson F, Hendeby G. Some relations between extended and unscented Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2012, 60(2): 545–555.
- [40] Chang L, Hu B, Chang G, et al. Marginalized iterated unscented Kalman filter[J]. IET Control Theory Application, 2012, 6(6): 847–854.
- [41] Wu Y X, Hu D W, Wu M P, et al. Unscented Kalman filtering for additive noise case: augmented versus non-augmented [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12(5): 357–360.
- [42] Liu Y, Yu A X, Zhu J B, et al. Unscented Kalman filtering in the additive noise case[J]. Science China, Technology Science, 2010, 53: 929–941.
- [43] 王璐, 李光春, 乔相伟, 等. 基于极大似然准则和最大期望算法的自适应 UKF 算法[J]. 自动化学报, 2012, 38(7): 1200–1210. [Wang Lu, Li Guang-chun, Qiao Xiang-wei, et al. An adaptive UKF algorithm based on maximum likelihood principle and expectation maximization algorithm [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(7): 1200–1210.]
- [44] Golub G, Pereyra V. Separable nonlinear least squares: the variable projection method and its applications [J]. Inverse Problems, 2003, 19: 1–26.
- [45] Nelson A T, Wan E A. Neural dual extended Kalman filtering: applications in speech enhancement and monaural blind signal separation[C]. IEEE Workshop on Neural Networks for Signal Processing, Amelia Island, 1997.

- [46] 刘也, 朱炬波, 梁甸农. 基于双重酉滤波的再入目标实时跟踪[J]. 国防科技大学学报, 2011, 33(1): 81-86. [Liu Ye, Zhu Ju-bo, Liang Dian-nong. Dual unscented filter for reentry target real-time tracking[J]. Journal of National University of Defense Technology, 2011, 33(1): 81-86.]
- [47] Zhang H, Shahriar N. EKF-based recursive dual estimation of structure and motion from stereo data[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2010, 35(2): 424-437.
- [48] Nelson A T, Wan E A. A two-observation Kalman framework for maximum-likelihood modeling of noisy time series [C]. The IEEE International Joint Conference on Neural Networks Proceedings, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Anchorage, 1998.
- [49] 杨元喜, 张双成. 导航解算中的系统误差及其协方差矩阵拟合[J]. 测绘学报, 2004, 33(3): 190-194. [Yang Yuan-xi, Zhang Shuang-cheng. Fittings of systematic errors and covariance matrices in navigation [J]. Acta Geodaica & Cartographica Sinica, 2004, 33(3): 190-194.]
- [50] Vaswani N. Kalman filtered compressed sensing [C]. IEEE International Conference on Image Processing, San Diego, 2008.
- [51] Ou J K. A new method of identifying and locating gross errors—quasi-accurate detection[J]. Chinese Sciences Bulletin, 1999, 44(10): 1777-1781.
- [52] 柴艳菊, 欧吉坤. Kalman 滤波质量控制的一种改进算法[J]. 自然科学进展, 2004, 14(8): 904-909. [Chai Yan-ju, Ou Ji-kun. An improved algorithm for the quality control of Kalman filter[J]. Chinese Journal of Scientific and Technical Periodical, 2004, 14(8): 904-909.]
- [53] Liu Y, Yu A X, Zhu J B, et al. Real-time filter based on the quasi-accurate detection of gross error[J]. Chinese Sciences Bulletin, 2012, 57(18): 2029-2035.
- [54] Sara L P, Juan R. Depth-based inference for functional data[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2007, 51: 4957-4968.
- [55] 潘晓刚, 周海银. 卫星轨道确定模型误差的深度加权核估计方法[J]. 天文学报, 2009, 50(1): 85-97. [Pan Xiao-gang, Zhou Hai-yin. Data depth weight kernel estimator of satellite orbit determination model error[J]. Acta Astronomica Sinica, 2009, 50(1): 85-97.]
- [56] 刘也, 余安喜, 朱炬波, 等. 基于深度加权的稳健 Kalman 滤波方法研究[J]. 科学通报, 2012, 57(19): 1800-1806. [Liu Ye, Yu An-xi, Zhu Ju-bo, et al. Research on robust Kalman filter based on depth-weighted [J]. Chinese Science Bulletin, 2012, 57(19): 1800-1806.]
- [57] 刘也, 余安喜, 张增辉, 等. 空间目标跟踪的稳健融合方法与实现[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(9): 1941-1947. [Liu Ye, Yu An-xi, Zhang Zeng-hui, et al. Fusion system designing for space target tracking[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(9): 1941-1947.]
- [58] 朱炬波. 不完全测量数据的建模、处理及应用[D]. 长沙: 国防科技大学, 2004. [Zhu Ju-bo. Modeling and processing for incomplete data with application [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2004.]
- [59] 郭军海. 弹道测量数据融合技术[M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [60] 余安喜. 多传感器量测融合技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2003. [Yu An-xi. Research on the multi-sensor measurement fusion technology [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2003.]
- [61] Bar-Shalom Y. Update with out-of-sequence measurements in tracking: Exact Solution[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(3): 769-777.

作者简介:

刘也(1982-),男,博士,工程师,主要从事空间目标监视与跟踪、雷达信号处理和数据融合技术研究等工作。

通信地址:北京市 5130 信箱 120 分箱(100094)

电话:(010)66362455

E-mail:liuye_new@sina.com

(编辑:曹亚君)