

基于观测能力定量表征的多源融合自适应滤波方法

李嘉兴¹, 王大轶¹, 侯博文², 邓润然¹, 董天舒¹, 符方舟³

(1. 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100094; 2. 国防科技大学 理学院, 长沙 410073; 3. 中山大学 航空航天学院, 深圳 518107)

摘要: 针对深空探测器资源严重受限、难以实现多源异构数据融合自主导航的问题, 提出了基于观测能力定量表征的多源融合自适应滤波方法。通过构建一种变通道自适应融合结构, 基于系统观测能力解析量化准则, 在线评价各敏感器滤波通道子系统的可观测度, 灵活配置并动态调整信源通道数量和权重, 实现了适用于深空探测器自主运行的多源异构信息自适应融合。与传统的前融合结构相比, 通过滤波器结构随测量数据可观测度的变化而动态调整, 既解决了异构信息时空配准的计算负担, 又可避免单个敏感器或子系统性能退化对融合精度的影响, 最大限度地降低了滤波器结构的复杂度与冗余度。通过数学仿真, 验证了本方法在远距离接近段和近距离着陆段导航过程中, 与传统融合方法的导航精度基本相同, 但由于能自适应优选测量数据与滤波结构使得计算量明显降低, 可为深空探测自主导航提供理论技术支撑。

关键词: 观测能力; 多源融合; 自主导航; 自适应滤波

中图分类号: V249.3

文献标识码: A

文章编号: 2096-9287(2025)02-0153-09

DOI: 10.15982/j.issn.2096-9287.2025.20250002

引用格式: 李嘉兴, 王大轶, 侯博文, 等. 基于观测能力定量表征的多源融合自适应滤波方法[J]. 深空探测学报(中英文), 2025, 12(2): 153-161.

Reference format: LI J X, WANG D Y, HOU B W, et al. Multi-source fusion adaptive filtering method based on quantitative characterization of observability[J]. Journal of Deep Space Exploration, 2025, 12(2): 153-161.

引言

深空探测对于保护地球、开发和利用地外资源, 拓展生存疆域, 推动人类社会可持续发展具有重要的意义。目前, 中国已圆满完成月球探测“绕”“落”“回”和火星探测“绕”“着”“巡”任务, 未来将继续开展小行星、木星系及行星际穿越探测任务。

深空探测任务具有距离地球远、通信延时大、环境不确定的特点, 难以依赖地面丰富的测量资源, 只能利用自身携带的测量设备和有限的计算资源来确定自身运动的状态, 为后续制导控制提供精准信息。为提升在轨运行的可靠性和安全性, 深空探测器通常会配备光学相机、激光雷达和微波雷达等多种测量敏感器, 每种测量敏感器包含多个测量通道, 期望在一定的准则下进行多级别、多层次的信息提取、分析和协同融合, 最终获得探测器状态的融合估计结果^[1]。

根据数据处理层级的不同, 融合系统的体系结构一般分为前融合和后融合方式。前融合方式(即集中滤波算法)首先将各敏感器数据测量信息提取, 再对多源异构数据统一空间和时间基准, 最后输入各路数

据到前融合结构得到导航状态的估计结果^[2]。该结构主要对测量数据进行集中融合和处理, 估计精度高、信息损失少, 但数据互联困难, 计算负担重, 要求系统必须具备大容量的计算能力。目前的自动驾驶技术可依靠车载高性能处理器强大算力实现对多源异构数据的前融合方式, 而航天器由于处理器计算能力有限^[3], 一般只能用于解决敏感器种类少、数据结构简单的估计问题, 如日本“隼鸟2号”(Hayabusa 2)探测器就采用了基于惯性导航+测高+视线路角(合作标志球)这类简单信源的导航方案^[4]。但对于配备多种测量敏感器、多个复杂信源通道的深空探测着陆任务, 这种前融合结构在前端对多源异构数据处理的运算量异常庞大, 且在后端需要构建高维状态和测量矩阵, 只能单通道、单方向修正使用, 无法真正实现多源融合。后融合方式(即联邦融合滤波算法)先利用基于独立测量单元数据的子滤波器得到本地状态估计, 再将各路的状态估计结果送到融合中心得到全局状态估计, 一定程度上克服了前融合方式计算量大的问题, 但易造成过多的数据的丢失从而导致系统不可观或融合结果错误^[5-6]。目前后融合结构在航天器的应用鲜有报道,

其根本原因是缺乏一套能星上自主分配各子系统估计结果到融合中心置信度水平的信息共享算法,以确保导航系统具备对深空复杂动态环境的容错能力和适应能力。

为克服多源融合自主导航方法在资源严重受限的条件下难以实现的问题,“组合分散补偿”导航方案成为深空探测器自主导航方案另一常用的方法。该模式以惯导信息为主,结合重力场和地形模型,并利用测距/测速信息进行补偿,该模式对环境适应性差,只适用于任务边界条件已知的情况;当出现未知的环境信息或缺少相关任务经验时,导航传感器的工作状态未知,可用的测量信息有限,无法实现自主导航^[7-8];该方法需依赖先验信息对测量数据进行补偿,在先验信息极为有限甚至未已知目标探测时难以使用。

为提高环境的适应能力,在惯性测量单元、微波雷达、激光雷达及光学相机等不同种类导航传感器配置下,根据不同工作条件、不同任务场景的测量信息实现多源融合自主导航。针对多传感器测量数据结构不一致、采样时间不同步、工作模式不统一的多源异构信息融合问题,提出了面向多源异构数据的自适应融合结构构建方法。通过构建一种变通道自适应融合结构,基于系统观测能力定量表征结果^[9],在线评价各传感器滤波通道子系统的可观测度,灵活配置和动态调整信源通道数量和权重,进而实现适用于航天器当前工作条件的多源异构信息自适应融合。与传统方法相比,通过融合结构随测量数据可观测度变化的动态调整,既解决了异构信息时空配准的计算负担,又可避免单个传感器或子系统性能退化对融合精度的影响,最大限度地降低了导航算法的复杂度与冗余度,保证了导航系统对深空复杂动态环境的容错性和适应性。

1 多源融合导航系统

1.1 多源融合导航系统模型

航天器多源融合导航的时间连续系统模型由状态方程和观测方程组成,状态方程为

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \mathbf{w} \quad (1)$$

其中: \mathbf{x} 为导航系统状态量; $\mathbf{f}(\cdot)$ 为导航系统时间连续状态模型; \mathbf{w} 为系统噪声。假设航天器多源融合导航系统有 n 种导航传感器,第 i ($i = 1, \dots, n$)种导航传感器有 m_i 个测量通道,因此每个导航传感器的观测方程可表示为

$$\mathbf{z}_{ij} = \mathbf{h}_{ij}(\mathbf{x}) + \mathbf{v}_{ij} \quad (2)$$

其中: \mathbf{z}_{ij} 为测量值; $\mathbf{h}_{ij}(\cdot)$ 为导航敏感器的测量模型; \mathbf{v}_{ij} 为测量噪声,下标 ij 为第 i ($i = 1, \dots, n$)种导航敏感器的第 j ($j = 1, \dots, m_i$)个导航传感器。对于由式(1)和式(2)组成的航天器多源融合导航系统,有如下假设。

1) 系统噪声和测量噪声为0均值高斯噪声且互不相关

$$\begin{cases} E\{\mathbf{w}(k)\} = \mathbf{0} \\ E\{\mathbf{v}_{ij}(k)\} = \mathbf{0} \\ E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{w}^T(p)\} = \begin{cases} \mathbf{Q}(k), & k = p \\ \mathbf{0}, & k \neq p \end{cases} \\ E\{\mathbf{v}(k)\mathbf{v}^T(p)\} = \begin{cases} \mathbf{R}(k), & k = p \\ \mathbf{0}, & k \neq p \end{cases} \\ E\{\mathbf{w}(k)\mathbf{v}^T(k)\} = \mathbf{0} \end{cases} \quad (3)$$

其中: $E\{\cdot\}$ 为数学期望; (k) 为第 k 个时刻; $\mathbf{0}$ 为零矩阵; $\mathbf{Q}(k)$ 为系统噪声的协方差矩阵; $\mathbf{R}(k)$ 为测量噪声的协方差矩阵。

2) 系统状态的初始值 \mathbf{x}_0 为高斯随机变量,均值和方差已知

$$\begin{cases} E\{\mathbf{x}_0\} = \hat{\mathbf{x}}_0 \\ \text{var}\{\mathbf{x}_0\} = \mathbf{P}_0 \end{cases} \quad (4)$$

其中: $\text{var}\{\cdot\}$ 为数学方差。

3) 初始状态和系统噪声、测量噪声独立

$$\begin{cases} \text{cov}\{\mathbf{x}_0, \mathbf{w}\} = \mathbf{0} \\ \text{cov}\{\mathbf{x}_0, \mathbf{v}\} = \mathbf{0} \end{cases} \quad (5)$$

其中: $\text{cov}\{\cdot\}$ 为协方差。

4) 不同导航敏感器之间的测量噪声独立

$$E\{\mathbf{v}_{ij}(k)\mathbf{v}_{pq}^T(k)\} = \mathbf{0}, \quad ij \neq pq \quad (6)$$

1.2 分布式多源融合卡尔曼滤波

分布式多源融合结构可实现对目标状态估计的信息融合,尤其适用于导航系统包含测量原理不同的多种传感器情况。融合过程:首先对每个传感器测量通道的测量数据利用子滤波器计算局部状态估计和误差协方差,然后对多个局部状态估计和误差协方差之间相融合,获得完整系统的状态估计和误差协方差。

首先给出每个测量通道对应的子滤波器。时间连续导航系统式(1)和(2)对应的时间离散表示为

$$\mathbf{x}_{ij}(k) = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_{ij}(k-1)) + \mathbf{w}_{ij}(k) \quad (7)$$

$$\mathbf{z}_{ij}(k) = \mathbf{h}_{ij}(\mathbf{x}(k)) + \mathbf{v}_{ij}(k) \quad (8)$$

定义误差状态为

$$\tilde{\mathbf{x}} = \mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}} \quad (9)$$

其中: $\hat{\mathbf{x}}$ 为状态量 \mathbf{x} 的预测值。

因此可以构建误差状态的系统方程为

$$\tilde{\mathbf{x}}_{ij}(k) = \Phi(k, k-1)\tilde{\mathbf{x}}_{ij}(k-1) + \mathbf{w}_{ij}(k) \quad (10)$$

$$\tilde{\mathbf{z}}_{ij}(k) = \mathbf{H}_{ij}(k)\tilde{\mathbf{x}}(k) + \mathbf{v}_{ij}(k) \quad (11)$$

其中: $\Phi(k, k-1) = \frac{\partial \boldsymbol{\varphi}}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k-1, k-1)}$; $\mathbf{H}_{ij}(k) = \frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \Big|_{\mathbf{x}=\hat{\mathbf{x}}(k, k-1)}$; $\tilde{\mathbf{z}}_{ij}(k) = \mathbf{z}_{ij}(k) - \mathbf{h}_{ij}(\hat{\mathbf{x}}(k, k))$ 。

第 i 个传感器第 j 个测量通道的子滤波器算法为

1) 误差状态一步预测

$$\hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k, k-1) = \Phi(k, k-1)\hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k-1, k-1) \quad (12)$$

2) 协方差一步预测

$$\mathbf{P}_{ij}(k, k-1) = \Phi(k, k-1)\mathbf{P}_{ij}(k-1, k-1)\Phi(k, k-1) + \mathbf{Q}(k-1) \quad (13)$$

3) 增益矩阵

$$\mathbf{K}_{ij}(k) = \mathbf{P}_{ij}(k, k-1)\mathbf{H}_{ij}^T(k)[\mathbf{H}_{ij}(k)\mathbf{P}_{ij}(k, k-1)\mathbf{H}_{ij}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1} \quad (14)$$

4) 协方差更新

$$\mathbf{P}_{ij}(k, k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}_{ij}(k)\mathbf{H}_{ij}(k)]\mathbf{P}_{ij}(k, k-1) \quad (15)$$

5) 误差状态更新

$$\hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k, k) = \hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k, k-1) + \mathbf{K}_{ij}(k)[\tilde{\mathbf{z}}_{ij}(k) - \mathbf{H}_{ij}(k)\hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k, k-1)] \quad (16)$$

6) 状态更新

$$\hat{\mathbf{x}}_{ij}(k, k) = \boldsymbol{\varphi}(\hat{\mathbf{x}}_{ij}(k-1, k-1)) + \hat{\tilde{\mathbf{x}}}_{ij}(k, k) \quad (17)$$

每个测量通道的数据经过子滤波器的计算, 获得相应的状态估计值和协方差, 最后通过信息融合的方式综合各滤波器的估计结果, 获得融合全部测量通道数据的全局状态估计和协方差。

7) 全局协方差融合

$$\mathbf{P}^{-1}(k, k) = \sum_{i,j} w_{ij}\mathbf{P}_{ij}^{-1}(k, k) \quad (18)$$

其中: w_{ij} 为第 i 个传感器第 j 个测量通道的融合权重系数。

8) 全局状态融合

$$\mathbf{P}^{-1}(k, k)\hat{\mathbf{x}}(k, k) = \sum_{i,j} w_{ij}\mathbf{P}_{ij}^{-1}(k, k)\hat{\mathbf{x}}_{ij}(k, k) \quad (19)$$

式 (18) 和 (19) 是基于协方差交叉法的最优融

合估计方法, 与传统的线性加权方案相比, 鲁棒性更强、精度更高^[8]。

2 基于观测能力定量表征的自适应融合结构

2.1 航天器多源融合导航系统模型

在深空探测任务中, 观测的目标 (如卫星、小行星、行星等) 距离较远时, 由航天器与目标各自相对中心天体的二体运动模型, 可以构建出航天器与目标间的相对动力学方程为^[9]

$$\begin{cases} \ddot{x} = 2f_c\dot{z} + \ddot{f}_c z + f_c^2 x - \mu x / ((R_c - z)^2 + y^2 + x^2)^{\frac{3}{2}} \\ \ddot{y} = -\mu y / ((R_c - z)^2 + y^2 + x^2)^{\frac{3}{2}} \\ \ddot{z} = f_c^2 z - 2f_c\dot{x} - \ddot{f}_c x + \mu(R_c - z) / ((R_c - z)^2 + y^2 + x^2)^{\frac{3}{2}} - \mu / R_c^2 \end{cases} \quad (20)$$

其中: f_c 为航天器的真近点角; R_c 为航天器质心到中心天体质心的距离; μ 为中心天体的引力常数; $\boldsymbol{\rho} = [x, y, z]^T$ 为航天器 LVLH 坐标系下目标的位置。LVLH 坐标系的原点在航天器质心处, x 轴为地心指向航天器的方向, z 轴垂直于轨道平面且平行于航天器轨道的角动量方向, y 轴与 x 、 z 轴构成右手系。

当航天器着陆于行星表面时, 航天器相对于着陆坐标系的动力学方程为^[10]

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{r}} = \mathbf{v} \\ \dot{\mathbf{v}} = \mathbf{a} \\ \dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2}\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega})\mathbf{q} \\ \dot{\mathbf{b}}_a = \mathbf{n}_{wa} \\ \dot{\mathbf{b}}_\omega = \mathbf{n}_{w\omega} \end{cases} \quad (21)$$

其中: \mathbf{r} 、 \mathbf{v} 和 \mathbf{a} 分别为航天器在着陆坐标系的位置、速度和加速度矢量; \mathbf{q} 为从着陆坐标系到本体坐标系的姿态四元数; $\mathbf{q} = [\mathbf{q}_v^T \ q_4]^T$ 为从着陆坐标系到本体坐标系 {B} 的姿态四元数; q_4 为姿态四元数的标量部分; \mathbf{q}_v 为姿态四元数的矢量部分; $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为本体系的

着陆器三轴角速度; $\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega})$ 定义为 $\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}) = \begin{bmatrix} -[\boldsymbol{\omega} \times] & \boldsymbol{\omega} \\ -\boldsymbol{\omega}^T & 0 \end{bmatrix}$;

$[\boldsymbol{\omega} \times]$ 为 $\boldsymbol{\omega}$ 的叉乘反对称矩阵 $[\boldsymbol{\omega} \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}$;

\mathbf{b}_a 和 \mathbf{b}_ω 分别为加速度计和角速度计的漂移偏差; \mathbf{n}_{wa} 和 $\mathbf{n}_{w\omega}$ 为漂移偏差噪声。惯性测量单元测到的加速度和角速度可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{imu} = \mathbf{C}(\mathbf{q})(\mathbf{a} - \mathbf{g}) + \mathbf{b}_a + \mathbf{n}_a \\ \boldsymbol{\omega}_{imu} = \boldsymbol{\omega} + \mathbf{C}(\mathbf{q})\boldsymbol{\omega}_i + \mathbf{b}_\omega + \mathbf{n}_\omega \end{cases} \quad (22)$$

其中: $\mathbf{C}(\mathbf{q})$ 为 \mathbf{q} 对应的姿态转移矩阵; \mathbf{g} 为重力加速度; \mathbf{n}_a 和 \mathbf{n}_ω 为漂移噪声, 假设它们与漂移偏差噪声都是0均值高斯白噪声。

航天器多源融合导航系统通常配备的传感器有光学相机、激光雷达、微波雷达。其中光学相机的测量值是目标或陆标相对航天器的方向矢量, 因此光学相机的测量方程可表示为

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} x \\ z \\ y \\ z \end{bmatrix} + \mathbf{n} \quad (23)$$

其中: \mathbf{n} 为测量噪声。

激光测距传感器的测量值是目标或陆标相对航天器的距离, 配合激光的方向可得到相对位置, 因此激光雷达的测量方程可表示为

$$\mathbf{z} = \boldsymbol{\rho} + \mathbf{n} \quad (24)$$

微波测距测速传感器在测距的基础上, 结合多普勒原理还可获得相对速度在相对位置矢量的投影, 因此微波测距测速传感器的测量方程可表示为

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\rho} \\ \dot{\boldsymbol{\rho}}^\top \boldsymbol{\rho} \\ \boldsymbol{\rho}^\top \dot{\boldsymbol{\rho}} \end{bmatrix} + \mathbf{n} \quad (25)$$

2.2 观测能力定量表征

利用Cramer-Rao不等式, 根据已知测量误差的统计属性, 可以确定估计值和真实值之间期望误差的下限。无偏估计的Cramer-Rao不等式为

$$\mathbf{P}_{ij} = E\{(\hat{\mathbf{x}}_{ij} - \mathbf{x}_{ij})(\hat{\mathbf{x}}_{ij} - \mathbf{x}_{ij})^\top\} \geq \mathbf{F}_{ij}^{-1} \quad (26)$$

其中: \mathbf{F} 为Fisher信息矩阵

$$\mathbf{F}_{ij} = E \left\{ \left[\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_{ij}} \ln[p(\tilde{\mathbf{y}}_{ij}|\mathbf{x}_{ij})] \right] \left[\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}_{ij}} \ln[p(\tilde{\mathbf{y}}_{ij}|\mathbf{x}_{ij})] \right]^\top \right\} \quad (27)$$

其中: $E\{\cdot\}$ 为数学期望, 根据黑塞矩阵可将Fisher信息矩阵表示为

$$\mathbf{F}_{ij} = E \left\{ \frac{\partial^2}{\partial \mathbf{x}_{ij} \partial \mathbf{x}_{ij}^\top} \ln[p(\tilde{\mathbf{y}}_{ij}|\mathbf{x}_{ij})] \right\} \quad (28)$$

当 $\tilde{\mathbf{y}}$ 服从正态分布时, Fisher信息矩阵可写为

$$\mathbf{F}_{ij}(k) = \mathbf{H}_{ij}^\top(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}_{ij}(k) \quad (29)$$

根据Cramer-Rao不等式可以得到协方差的下界为

$$\mathbf{P}_{ij}(k) \geq (\mathbf{H}_{ij}^\top(k) \mathbf{R}^{-1}(k) \mathbf{H}_{ij}(k))^{-1} \quad (30)$$

协方差 \mathbf{P} 越小表示导航状态估计的误差越小。当式(30)的右侧在不可逆时, 表明当前系统可观测的能力极差, 测量数据难以支撑系统实现状态估计。 \mathbf{R}^{-1} 一方面能反映不同测量信息的测量精度, 另一方面, 由于 \mathbf{R} 能够反映不同测量信息的误差方差, 并且还包含了相应的量纲, \mathbf{R}^{-1} 还能消除不同测量信息的量纲, 从而使得状态估计精度分析结果更合理, 也避免了测量残差量纲不一致时, 归一化的处理流程。

可观测度是用来描述导航系统性能指标, 可观测度越高时, 对应了利用观测数据求解出的系统状态精度越高, 状态误差收敛速度越快。因此构建的可观测度指标可表示为

$$v_{ij} = \text{tr}(\mathbf{P}_{ij}^{-1}) = \text{tr}(\mathbf{H}_{ij}^\top \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_{ij}) \quad (31)$$

其中: $\text{tr}(\cdot)$ 为矩阵的迹。

在远距离接近段, 目标在航天器测量传感器呈现的尺度较小, 测量数据仅能反映目标的距离和速度信息, 故需要估计的状态量是目标相对于航天器的位置和速度, 即

$$\mathbf{x} = [\mathbf{r}^\top \quad \mathbf{v}^\top]^\top \quad (32)$$

光学相机的线性化测量矩阵表示为

$$\mathbf{H}_{1j} = \begin{pmatrix} 1/z & 0 & -x/z^2 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \\ 0 & 1/z & -y/z^2 & \mathbf{0}_{1 \times 3} \end{pmatrix} \quad (33)$$

激光雷达的线性化测量矩阵表示为

$$\mathbf{H}_{2j} = \begin{pmatrix} \frac{x}{\|\boldsymbol{\rho}\|} & \frac{y}{\|\boldsymbol{\rho}\|} & \frac{z}{\|\boldsymbol{\rho}\|} & \mathbf{0}_{1 \times 3} \end{pmatrix} \quad (34)$$

微波雷达的线性化测量矩阵表示为

$$\mathbf{H}_{3j} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ l_1 & l_2 & l_3 & l_4 & l_5 & l_6 \\ m_1 & m_2 & m_3 & m_4 & m_5 & m_6 \\ n_1 & n_2 & n_3 & n_4 & n_5 & n_6 \end{pmatrix} \quad (35)$$

其中

$$l_1 = \frac{2\dot{x}x(y^2 + z^2) + (\dot{y}y + \dot{z}z)(-x^2 + y^2 + z^2)}{\|\boldsymbol{\rho}\|^4},$$

$$l_2 = \frac{x(-2y(\dot{x}x + \dot{z}z) + \dot{y}(x^2 - y^2 + z^2))}{\|\boldsymbol{\rho}\|^4},$$

$$l_3 = \frac{x(-2z(\dot{x}x + \dot{y}y) + \dot{z}(x^2 + y^2 - z^2))}{\|\boldsymbol{\rho}\|^4},$$

$$l_4 = \frac{x^2}{\|\boldsymbol{\rho}\|^2}, \quad l_5 = \frac{xy}{\|\boldsymbol{\rho}\|^2}, \quad l_6 = \frac{xz}{\|\boldsymbol{\rho}\|^2},$$

$$\begin{aligned}
m_1 &= \frac{y(-2x(\dot{y}y + \dot{z}z) + \dot{x}(-x^2 + y^2 + z^2))}{\|\rho\|^4}, \\
m_2 &= \frac{2\dot{y}y(\dot{x}x + \dot{z}z) + (x\dot{x} + z\dot{z})(x^2 - y^2 + z^2)}{\|\rho\|^4}, \\
m_3 &= \frac{y(-2z(\dot{x}x + \dot{y}y) + \dot{z}(x^2 + y^2 - z^2))}{\|\rho\|^4}, \\
m_4 &= \frac{xy}{\|\rho\|^2}, \quad m_5 = \frac{y^2}{\|\rho\|^2}, \quad m_6 = \frac{yz}{\|\rho\|^2}, \\
n_1 &= \frac{z(-2x(\dot{y}y + \dot{z}z) + \dot{x}(-x^2 + y^2 + z^2))}{\|\rho\|^4}, \\
n_2 &= \frac{z(-2y(x\dot{x} + z\dot{z}) + \dot{y}(x^2 - y^2 + z^2))}{\|\rho\|^4}, \\
n_3 &= \frac{2\dot{z}(x^2 + y^2)z + (x\dot{x} + y\dot{y})(x^2 + y^2 - z^2)}{\|\rho\|^4}, \\
n_4 &= \frac{xz}{\|\rho\|^2}, \quad m_5 = \frac{yz}{\|\rho\|^2}, \quad m_6 = \frac{z^2}{\|\rho\|^2}.
\end{aligned}$$

将式(33)~(35)代入式(31)即可计算出每种导航传感器各个测量通道对应的可观测度指标, 以此描述该通道可提供的导航精度。

在近距离着陆段, 需要估计的状态量是着陆器相对位置、速度和姿态角, 即

$$\mathbf{x} = [\mathbf{r}^T \quad \mathbf{v}^T \quad \mathbf{q}^T]^T \quad (36)$$

误差状态矢量为

$$\tilde{\mathbf{x}}_v = [\tilde{\mathbf{r}}^T \quad \tilde{\mathbf{v}}^T \quad \delta\theta^T]^T \quad (37)$$

其中: $\tilde{\mathbf{r}}$ 和 $\tilde{\mathbf{v}}$ 分别为 \mathbf{r} 和 \mathbf{v} 的误差; $\delta\theta$ 为姿态角误差。根据乘性误差模型定义误差四元数 $\delta\mathbf{q} = \mathbf{q} \otimes \hat{\mathbf{q}}^{-1}$, \otimes 表示四元数乘法, 其矩阵形式为

$$\delta\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_4 \mathbf{I}_3 - [\mathbf{q}_v \times] & \mathbf{q}_v \\ -\mathbf{q}_v^T & q_4 \end{bmatrix} \hat{\mathbf{q}}^{-1} \quad (38)$$

当 $\delta\theta$ 为小角度时, 姿态角误差 $\delta\theta$ 与姿态误差四元数 $\delta\mathbf{q}$ 的关系为

$$\delta\mathbf{q} \approx \begin{bmatrix} \frac{1}{2}\delta\theta^T & 1 \end{bmatrix}^T \quad (39)$$

光学相机的线性化测量矩阵表示为

$$\mathbf{H}_{1j} = \begin{bmatrix} \mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) \left(\frac{\rho\rho^T}{\|\rho\|^3} - \frac{\mathbf{I}_3}{\|\rho\|} \right) & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) \left[\frac{\rho}{\|\rho\|} \times \right] \end{bmatrix} \quad (40)$$

激光雷达的线性化测量矩阵可表示为

$$\mathbf{H}_{2j} = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) [\rho \times] \end{bmatrix} \quad (41)$$

微波雷达的线性化测量矩阵可表示为

$$\mathbf{H}_{3j} = \begin{bmatrix} -\mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) [\rho \times] \\ \mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) \frac{\dot{\rho}^T \rho}{\rho^T \rho} & -\mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) \frac{\rho \rho^T}{\rho^T \rho} & -\mathbf{C}(\hat{\mathbf{q}}) \left[\frac{\dot{\rho}^T \rho}{\rho^T \rho} \rho \times \right] \end{bmatrix} \quad (42)$$

将式(40)~(42)代入式(31), 即可计算出每种导航传感器各个测量通道对应的可观测度指标, 以此描述该通道可提供的导航精度。

2.3 自适应融合结构

为提高航天器自主导航系统融合滤波的计算效率, 精简多源融合结构, 首先, 采用基于阈值预处理技术的故障数据规避方法剔除故障数据。根据当前时刻自主导航系统状态估计结果 $\hat{\mathbf{x}}(k, k)$ 及自主导航系统模型 $\varphi(\hat{\mathbf{x}}(k, k))$, 获得下一时刻第*i*种传感器的第*j*个测量数据预测值为 $\hat{z}_{ij}(k+1, k) = \mathbf{h}_{ij}(\hat{\mathbf{x}}(k+1, k)) = \mathbf{h}_{ij}(\varphi(\hat{\mathbf{x}}(k, k)))$, 根据第(*k*+1)时刻的测量值 $z_{ij}^i(k+1)$ 获得残差序列 $d_{ij}(k+1) = z_{ij}(k+1) - \hat{z}_{ij}(k+1, k)$, 如果 $d_{ij} \leq \gamma(R_{ij})$ ($\gamma(R_{ij})$ 为故障数据检测阈值, R_{ij} 为第*i*种传感器的第*j*个测量值分量的测量误差), 则认为该测量值有效, 并非故障数据, 否则将该时刻下的测量数据剔除, 并设定其对系统可观测度贡献为0。

其次, 由于自主导航输出的结果主要用于航天器在轨控制系统, 需根据系统控制精度需求确定导航精度边界, 进而根据式(31)设定系统可观测度指标阈值 v_0 , 当任意传感器通道对应的可观测度高于阈值 $v_0 \geq v_0$ 时才视为有效通道, 否则将其对系统可观测度贡献设置为0。

最后, 得到惯性测量单元、光学相机、微波雷达及激光雷达测量数据后, 在剔除故障数据和不满足可观测度阈值数据实现数据优选的基础上, 在每种传感器选取可观测度最大的测量通道组成最佳测量组合, 分别通过子滤波器初步获得系统状态估计结果, 再结合状态融合估计准则, 获得最终的航天器自主导航系统状态。式(18)和(19)全局融合的融合权重由可观测度来确定, 如式(43)所示。自适应融合滤波结构示意图如图1所示。

$$\omega_{ij} = v_{ij} / \sum_{i,j} v_{ij} \quad (43)$$

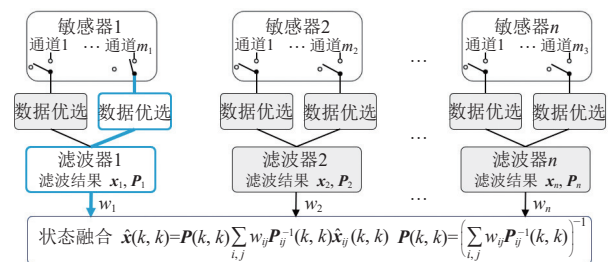


图1 自适应融合滤波结构

Fig. 1 Adaptive fusion filtering structure

对于同一个通道而言,当通道的可观测度低时,该通道的数据不会引入滤波器;当通道的可观测度高时,该通道的数据才会引入滤波器,此时测量信息会促进导航状态收敛,同时会影响状态量 $\hat{x}_{ij}(k,k)$ 的估计并传播到后面的滤波过程;当通道的可观测度再次降低时,该通道的新数据会被剔除,但不影响其可观测度高时观测数据对滤波估计的贡献,而是防止可观测度低的测量数据减缓状态估计误差的收敛甚至发散。对于所有通道而言,每个时刻只筛选可观测度高的测量数据组合以实现最少数据量的最快收敛。

根据导航滤波的稳定性和一致性^[11],导航结果是否稳定与系统可观测能力和滤波算法性质相关。可观测度阈值确保了系统状态满足可观测性条件,在测量噪声和系统模型基本保持稳定不变的前提下,状态估计协方差一致收敛。因此,只要测量通道信息满足系统可观测性条件或者可观测度阈值,导航结果就会保持稳定,这也避免了测量通道频繁切换情况对导航结果的影响。对于测量传感器噪声和系统模型在复杂环境下出现不确定性影响时的处理策略,本文暂时不讨论这种情况。

以往的融合结构会将全部测量数据输入到融合处理器,本文提出的融合结构首先判断数据是否满足可观测性条件,并在此基础上选择可用的测量数据参与融合,从而提高融合结构的鲁棒性和容错性,还能降低融合过程的计算复杂度。

3 数值仿真

3.1 远距离接近段

为更好地验证本文自适应融合算法的优势,通过仿真验证该算法的状态融合精度和算法运行效率,仿真参数如表1所示。仿真计算机CPU型号为Intel 2.7GHz i7-7500U。观测目标在航天器轨道坐标系的相对运动轨迹如图2所示。基于系统可观测能力评价指标的自适应融合结构设计规则,获得不同时刻传感器配置标签如图3所示。

在测量时刻第0.02~0.2 orbits期间对光学传感器测量数据加入 $\pi/2$ 的常值误差,在0.2~0.95 orbits期间对微波雷达加入100 m的距离常值误差和1 m/s的速度常值误差,并采用自适应融合结果对相对运动状态进行估计。

图3给出了不同时刻测量数据的使用情况,其中光学相机和微波雷达由于遮挡或者光晕现象导致测量数据出现偏差,数据质量差,观测能力未达到设定阈值,故不参与融合。

表1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值
轨道半径/m	7×10^6
初始位置/m	[10 000 50 10]
初始速度/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	[1 1 2]
初始位置误差/m	[1 000 50 10]
初始速度误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	[0.01 0.1 0.2]
仿真时长/s	54 000
相机分辨率/pixel	$2\ 048 \times 2\ 048$
相机误差/pixel	0.1
相机焦距/mm	30
像素大小/ μm	7.4×7.4
激光雷达测距误差/m	5
激光雷达测角误差/($^\circ$)	0.1
微波雷达测速误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	0.001@1m
微波雷达测角误差/($^\circ$)	0.4
轨道机动时刻(仅用光学相机时)/s	10 800
轨道脉冲机动量	[0.1,0.001,0.001 2]
融合频率	1

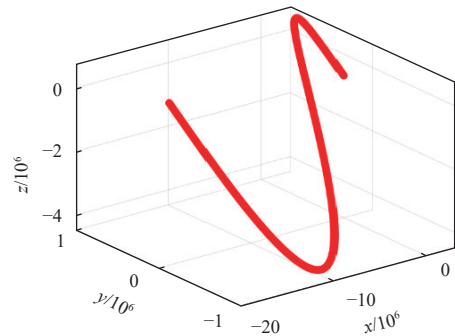


图2 相对运动轨迹

Fig. 2 Relative motion trajectory

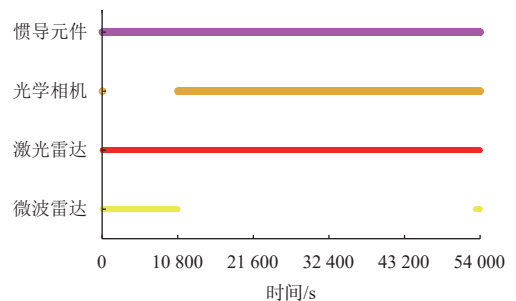


图3 不同时刻下传感器配置标签

Fig. 3 Label of sensor configurations at different moments

在图3所示的传感器配置下,采用自适应融合结构,获得状态估计结果。为比较不同方法的状态估计效果,基于自适应融合结构的状态估计精度、传统融合估计精度、仅用单独传感器状态估计精度结果对比如图4所示。

通过500次蒙特卡洛仿真对比了本文自适应融合的创新方法与传统融合方法的状态估计性能,精度对比如图5所示,不同算法的运行时间如图6所示。

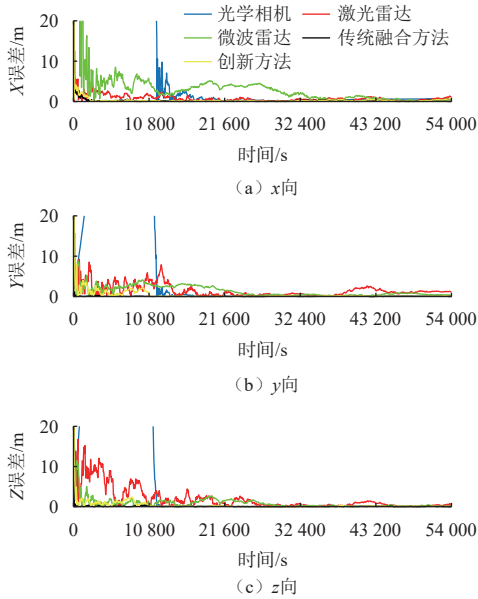


图 4 不同状态估计方法位置估计精度

Fig. 4 Position estimation accuracy of different state estimation methods

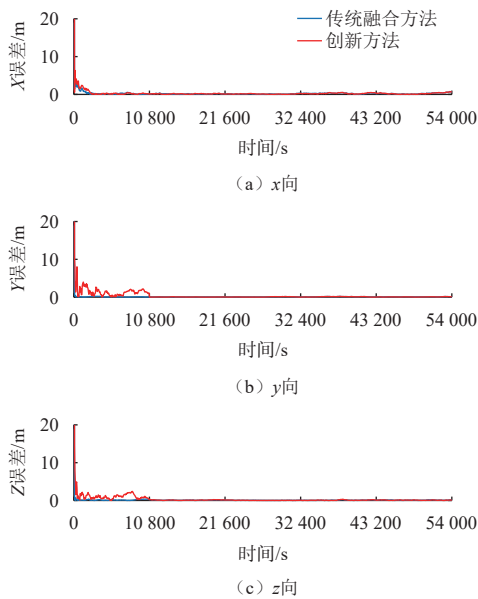


图 5 不同融合状态估计方法位置估计精度

Fig. 5 Position estimation accuracy of different state fusion estimation methods

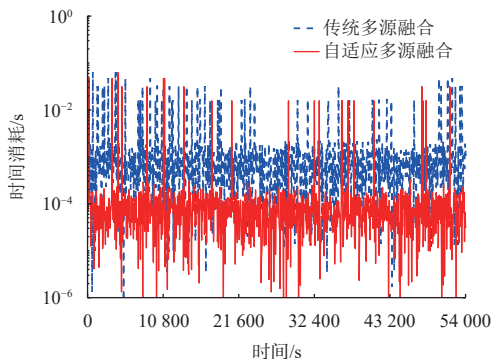


图 6 不同融合状态估计方法算法运行时间

Fig. 6 Algorithm runtime for different state fusion estimation methods

不同方法的状态估计均方根误差统计如表2所示。图5和图6以及表2对比了状态估计精度和算法运行效率, 本文提出的自适应融合估计方法具备与传统融合方法同等的状态估计精度, 并降低了算法冗余度, 提高了状态估计效率。

表 2 不同方法的状态估计方法位置估计精度
Table 2 Position estimation accuracy of different state estimation methods m

方法	X	Y	Z
光学相机 + 惯导	123.954 2	29.961 3	30.517 9
激光雷达 + 惯导	3.185 9	4.662 3	4.299 2
微波雷达 + 惯导	12.864 7	3.292 5	3.699 6
传统融合方法	3.088 9	3.045 4	3.048 0
自适应融合方法	3.085 5	3.137 9	3.166 7

3.2 近距离着陆段

着陆坐标选取为“天问一号”着陆地点: 109.9°E, 25.1°N。采用“阿波罗”(Apollo) 落月时着陆制导率作为着陆制导算法。着陆段持续198 s。着陆器在着陆坐标系的初始位置 $[3\ 300\ 5\ 870\ 6\ 570]^T$ m, 初始速度 $[-56\ -66\ -90]^T$ m/s, 初始姿态 $[45\ 1\ 800]^T$ °。首先验证特定初始条件的观测结果, 在观测着陆系原点和一个未知点时, 设初始位置估计误差500 m, 初始速度估计误差2 m/s, 初始姿态角估计误差1°。

根据系统可观测能力评价结果, 自适应融合结构在每个时刻选择了合适的传感器组合如图7所示, 用于控制滤波器的结构的变化。

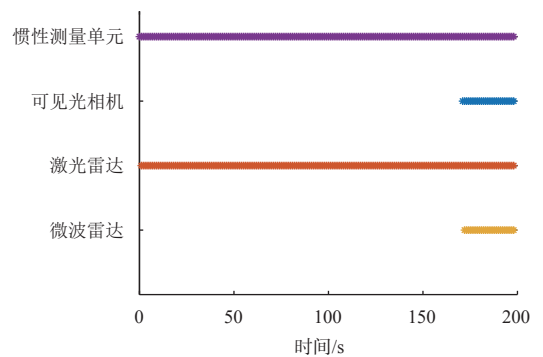


图 7 不同时刻下传感器配置标签

Fig. 7 Label of sensor configurations at different moments

将自适应融合估计结果与仅用单个传感器的状态估计结果对比如图8所示, 发现根据可观测度指标选择的传感器恰好是精度最高的, 验证了根据可观测度指标改变滤波器结构思路的正确性。

为对比本文提出的自适应多源融合方法与传统融合方法, 将二者的算法性能进行对比。首先通过500次蒙特卡洛仿真, 对比了两种方法位置估计的精度, 如图9

所示,结果显示两种方法的状态估计一致。然后对比两种算法的计算耗时,结果如图10所示,由于自适应融合算法能够选择合适的传感器数据,并改变滤波器的结构,可缩小后融合滤波器的复杂度,从而减小滤波算法的计算耗时,因此计算耗时大幅减小。在着陆最后阶段,可用测量数据有限,多源融合结构的优选结果是所有数据一起使用,此时滤波结构等同于传统融合方法。

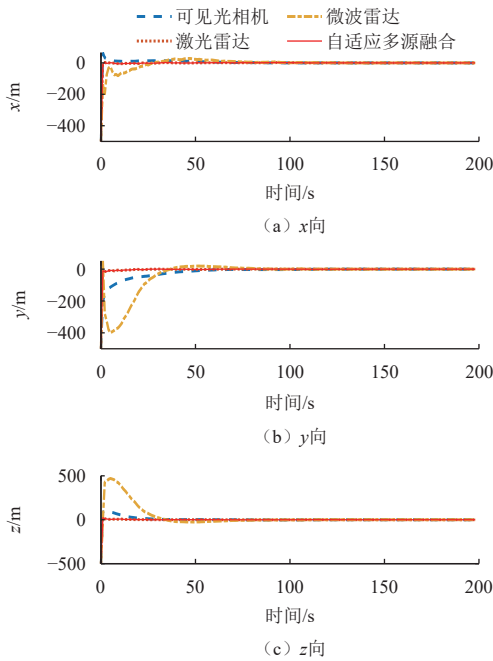


图8 不同状态估计方法位置估计精度

Fig. 8 Position estimation accuracy of different state estimation methods

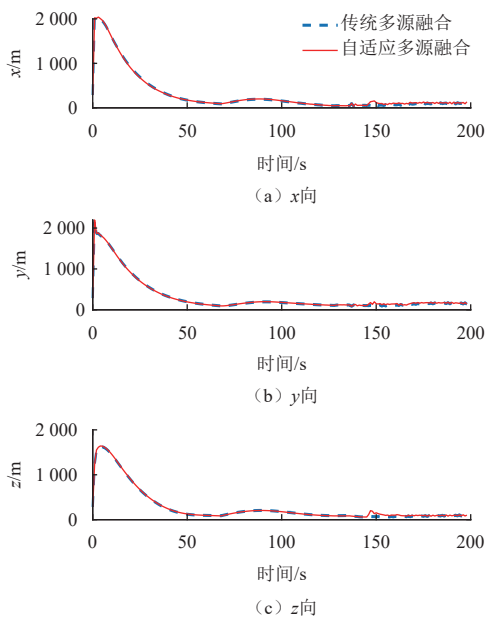


图9 不同融合状态估计方法位置估计精度

Fig. 9 Position estimation accuracy of different state fusion estimation methods

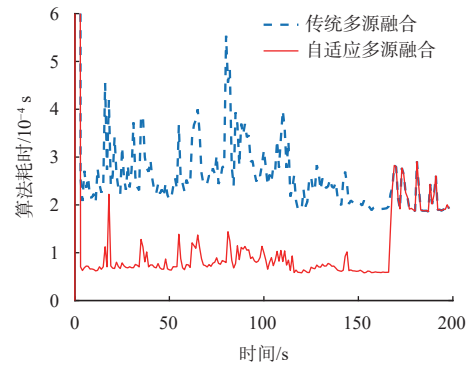


图10 不同融合状态估计方法算法运行时间

Fig. 10 Algorithm runtime for different state fusion estimation methods

综合上述分析,本文提出的自适应融合滤波器在后融合滤波器的基础上,根据传感器的可观测度自适应地选择传感器的数据,并相应地改变融合结构,在不影响状态估计精度的前提下,明显减少滤波算法的计算耗时,使基于多源传感器的航天器导航系统得以在资源严重受限的情况下轻松实现自主运行。

4 结论

基于多源异构数据融合的自主导航技术在深空探测器难以实现,其根本原因是探测器计算资源严重受限,无法在线处理并融合大量异构数据。本文提出一种基于观测能力定量表征的自主导航多源融合自适应滤波方法,通过Fisher信息矩阵和Cramer-Rao不等式构建了可观测度指标来定量表征观测能力,以此作为准则在线评估各传感器通道的导航精度,用于优选传感器通道和子滤波器,并调整融合滤波权重。通过自适应优选传感器数据通道以及子滤波器,该方法可大幅降低导航系统在轨数据融合时的计算量。经仿真对比验证,在远距离接近段和近距离着陆段导航过程中,导航精度与传统融合方法基本相同,而计算量明显降低,可为深空探测多源融合自主导航提供技术支撑。

参考文献

- [1] ZHUANG Y, SUN X, LI Y, et al. Multi-sensor integrated navigation/positioning systems using data fusion: from analytics-based to learning-based approaches[J]. *Information Fusion*, 2023, 95: 62-90.
- [2] WANG D Y, LI M D, HUANG X Y, et al. Spacecraft autonomous navigation technologies based on multi-source information fusion[M]. Beijing: Springer Nature, 2022.
- [3] TURAN E, SPERETTA S, GILL E. Autonomous navigation for deep space small satellites: scientific and technological advances[J]. *Acta Astronautica*, 2022, 193: 56-74.
- [4] ONO G, TERUI F, OGAWA N, et al. GNC strategies and flight results of Hayabusa 2 first touchdown operation[J]. *Acta Astronautica*, 2020, 174: 131-147.
- [5] GENG H, LIU H J, MA L F, et al. Multi-sensor filtering fusion meets censored measurements under a constrained network environment:

- advances, challenges and prospects[J]. *International Journal of Systems Science*, 2021, 52(16): 3410-3436.
- [6] HOU B W, WANG J Q, HE Z M, et al. Novel interacting multiple model filter for uncertain target tracking systems based on weighted Kullback–Leibler divergence[J]. *Journal of the Franklin Institute*, 2020, 357(17): 13041-13084.
- [7] MARTIN M S, MENDECK G F, BRUGAROLAS P B, et al. In-flight experience of the Mars Science Laboratory guidance, navigation, and control system for entry, descent, and landing[J]. *CEAS Space Journal*, 2015, 7: 119-142.
- [8] BRUGAROLAS P. Guidance, navigation and control for the entry, descent, and landing of the Mars 2020 mission[C]//Proceedings of Annual Guidance and Control Conference. Breckenridge, CO: NASA, 2017.
- [9] DONG T, WANG D, FU F, et al. Analytical nonlinear observability analysis for spacecraft autonomous relative navigation[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 58(6): 5875-93.
- [10] LI J X, WANG D Y, LI M D, et al. Onboard observation planning for sequential image-based planetary landing navigation in unknown environments[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2023, 59(5): 5943-5960.
- [11] YU X K, LI J X. Distributed robust Kalman filters under model uncertainty and multiplicative disturbance[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2022, 59(2): 973-988.
- 作者简介:
李嘉兴(1994–), 男, 博士, 工程师, 主要研究方向: 基于序列图像的自主导航。
 通信地址: 北京市海淀区友谊路104号(100094)
 E-mail: lijiaxing_cast@163.com
王大轶(1973–), 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向: 航天器自主制导、导航与控制、控制系统故障可诊断性/可重构性评价与设计等。**本文通信作者**。
 通信地址: 北京5142信箱56分箱(100094)
 E-mail: dayiwang@163.com

Multi-Source Fusion Adaptive Filtering Method Based on Quantitative Characterization of Observability

LI Jiaying¹, WANG Dayi¹, HOU Bowen², DENG Runran¹, DONG Tianshu¹, FU Fangzhou³

(1. Beijing Institute of Spacecraft System Engineering, Beijing 100094, China;

2. College of Sciences, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;

3. College of Aeronautics and Astronautics, Sun Yat-sen University, Shenzhen 518107, China)

Abstract: A multi-source fusion adaptive filtering method based on the quantitative characterization of observability was proposed to address the problem of severe resource constraints of deep space probes and the difficulty of realizing autonomous navigation with multi-source heterogeneous data fusion. By constructing a variable-channel adaptive fusion structure, evaluating the observability degrees of the filter channel subsystems of each sensitizer on-line based on the quantitative characterization of system observability analysis, and flexibly configuring and dynamically adjusting the number of channels and weights of the source channels, adaptive fusion of multi-source heterogeneous information for autonomous operation of deep space probes was realized. Compared with the traditional pre-fusion structure, the dynamic adjustment of the filter structure with the change of the observability degrees of the measurement data not only solves the computational burden of the spatial-temporal alignment of heterogeneous information, but also avoids the influence of the degradation of the performance of a single sensitizer or subsystem on the fusion accuracy, and minimizes the complexity and redundancy of the filter structure. Through mathematical simulations, it has been verified that in the navigation processes of the long-distance approaching phase and the close-range landing phase, this method has basically the same navigation accuracy as traditional fusion methods. However, due to its ability to adaptively optimize the selection of measurement data and the filtering structure, the computational load is significantly reduced. This method can provide theoretical and technical support for autonomous navigation in deep space exploration.

Keywords: observability; multi-source fusion; autonomous navigation; adaptive filtering

Highlights:

- For autonomous navigation of deep space exploration, observability degrees based on Fisher's information matrix are proposed to quantitatively characterize the observability of each sensitizer channel.
- A multi-source fusion adaptive filtering method based on the quantitative characterization of observability is proposed to adaptively select the sensitizer channels and sub-filters according to the quantitative characterization results.
- The method is verified by mathematical simulation, which is less computationally intensive than the traditional fusion method and has high navigation accuracy, and can provide support for multi-source fusion autonomous navigation for deep space exploration.

[责任编辑: 宋宏, 英文审校: 宋利辉]