深空天文测角测速组合导航滤波算法研究

陈晓^{1,2}, 许俊^{1,2*}, 张晓^{1,2}, 张伟^{1,2}

1. 上海卫星工程研究所, 上海 201109;

2. 上海市深空探测技术重点实验室, 上海 201109

*联系人, E-mail: junxu509@163.com

收稿日期: 2020-12-05; 接受日期: 2021-02-22; 网络出版日期: 2021-08-16

上海市科委科研计划(编号: 18DZ2272300)资助项目

摘要 针对天文光谱测速导航量测中存在的常值量测误差、慢时变量测误差、光谱畸变量测误差, 提出了扩维自适应容积卡尔曼滤波算法. 本文通过状态扩维将常值测速量测误差及慢时变测速量测误差作为状态量之一, 在导航滤波中进行同步估计并在量测中进行补偿. 针对天体表面活动导致的光谱畸变量测误差, 通过Sage-Husa噪声估计器对滤波算法中的量测噪声协方差阵进行自适应估计以降低含该误差量测的影响. 同时, 为了进一步提高导航的精度, 将天文光谱测速信息与天体方向矢量信息结合, 并通过联邦滤波器进行信息融合. 以火星接近段为背景的仿真结果表明, 该算法能够有效抑制上述量测误差对导航精度的影响, 实现高精度天文自主导航.

关键词 多普勒测速, 组合导航, Sage-Husa滤波, 光谱畸变

PACS: 96.35.-j, 95.10.Eg, 45.10.Db, 06.20.Dk

1 引言

深空探测一般指对地球以外天体开展的空间探测活动, 是人类探索宇宙的重要手段之一^[1]. 随着深空探测器飞行范围的不断拓展, 现有的依靠地面站测控的导航方式将难以满足其未来实时高精度定位定速的需求. 因此, 利用天文信息实现深空探测器的自主导航成为深空导航技术研究的热点.

目前, 研究较多的天文自主导航方法包括天文测角导航^[2]、天文测距导航^[3]以及天文测速导航^[4]. 其中, 天文测速导航利用天体光谱信息进行导航, 其关键过程之一是从测得的光谱多普勒频移信息中反演出

探测器相对于导航源的运动速度^[5]. 然而通常情况下, 探测器所测得的光谱频移信息中不仅包含其相对于目标源的运动信息, 还包含了源端误差、仪器测量误差等信息^[6], 其中源端误差是不可忽略的因素之一. 以太阳为例, 其表面存在全球性的周期活动以及局部的爆发活动, 这些活动将导致源端光谱信息中存在常值误差、时变误差等^[7]. 这些误差一方面可依据长期的天文观测结果进行补偿, 另一方面则可通过滤波算法进行抑制. 喻子原等人^[8,9]针对常值以及长周期慢时变的测速量测误差, 提出通过双量测差分或邻近量测差分的方法进行抑制, 该方法对光谱畸变造成的量测粗差也有一定的抑制效果, 但量测差分可能导致随机误差

引用格式: 陈晓, 许俊, 张晓, 等. 深空天文测角测速组合导航滤波算法研究. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2022, 52: 214509

Chen X, Xu J, Zhang X, et al. Research on the filter algorithm for integrated autonomous navigation based on angle and velocity measurement in deep space (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2022, 52: 214509, doi: [10.1360/SSPMA-2020-0482](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0482)

的增大. 康志伟等人^[10]在此基础上, 针对光谱畸变误差, 引入故障检测判据, 仅在检测到光谱畸变误差的情况下对量测进行差分.

本文采用状态扩维法将常值量测误差及慢时变量量测误差作为状态量之一, 在滤波过程中进行估计并在量测中进行补偿. 同时, 采用Sage-Husa噪声估计器对量测噪声协方差阵进行更新以抑制光谱畸变误差的影响, 从而提高天文测速导航的精度. 在此基础上, 将天文测速导航信息与天文测角导航信息通过联邦滤波器进行融合以进一步提高自主导航的精度.

2 组合导航系统模型

2.1 导航系统量测方程

2.1.1 天文测速导航量测方程

以火星探测接近段为例, 在J2000日心黄道惯性坐标系下, 假设探测器在接近火星的过程中以太阳及系外恒星作为测速导航源, 其在空间中的运动如图1所示.

图中 $\mathbf{r}$, $\mathbf{v}$ 为探测器相对于太阳的位置及速度矢量, $\mathbf{r}_m$ 为火星在参考系中的位置矢量, $\mathbf{r}_{pm}$ 为探测器相对于火星的位置矢量且 $\mathbf{r}_{pm} = \mathbf{r} - \mathbf{r}_m$, $\mathbf{v}_{star}$ 为系外恒星在参考系中的速度矢量, $\mathbf{l}_{st}$ 为系外恒星相对探测器的方位矢量; v_s , v_{st} 为探测器相对于太阳及系外恒星的径向速度. 则探测器相对于太阳及系外恒星的径向速度可分别表示为

图1 (网络版彩图)探测器在空间中的运动示意图

Figure 1 (Color online) Schematic diagram of the motion of probe in space.

$$\mathbf{v}_s = \frac{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{r}}{r} + \mathbf{v}_{n1} \quad (1)$$

$$\mathbf{v}_{st} = \mathbf{l}_{st}^T \cdot (\mathbf{v}_{star} - \mathbf{v}) + \mathbf{v}_{n2} \quad (2)$$

$v_{ni} = v_{ci} + v_{di} + v_{ri}$ ($i = 1, 2$), v_{ci} 为常值及慢时变量量测误差, v_{di} 为量测粗差, v_{ri} 为其他量测误差. 以探测器相对于太阳及天狼星的径向速度 $Z_v(t) = [v_s, v_{st}]^T$ 为量测量, 则测速导航系统的量测方程为

$$Z_v(t) = h_v[X(t), t] + V_v(t), \quad (3)$$

其中,

$$h_v[X(t), t] = \begin{bmatrix} \frac{\mathbf{v}^T \cdot \mathbf{r}}{r} \\ \mathbf{l}_{st}^T \cdot (\mathbf{v}_{star} - \mathbf{v}) \end{bmatrix}, \quad (4)$$

$V_v(t)$ 为测速导航量测噪声序列.

2.1.2 天文测角导航量测方程

天文测角导航利用星上携带的光学导航敏感器在轨获取星历已知的导航目标源的光学图像, 通过图像处理从中提取导航目标源的方向信息, 如视线矢量、星光角距等, 经导航解算获得探测器在参考坐标系中的状态. 在火星接近段, 若以太阳视线矢量 $\mathbf{r}/|r|$ 和火星视线矢量 $\mathbf{r}_{pm}/|r_{pm}|$ 作为量测量进行测角导航, 相应的量测方程为

$$Z_a = h_a[X(t), t] + V_a, \quad (5)$$

$$h_a[X(t), t] = \begin{bmatrix} \mathbf{r}/|r| \\ \mathbf{r}_{pm}/|r_{pm}| \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中, V_a 为测角量测噪声.

2.2 导航系统状态方程

在火星探测接近段, 探测器主要受到太阳中心引力, 火星及其他行星引力、太阳光压摄动力等的影响. 在J2000日心黄道惯性坐标系中, 设探测器的位置矢量为 $\mathbf{r} = [x, y, z]^T$, 速度矢量为 $\mathbf{v} = [v_x, v_y, v_z]^T$. 太阳及天狼星的常值和慢时变测速量测误差为 $\mathbf{v}_c = [v_{c1}, v_{c2}]^T$, 在短时间内, 慢时变量测误差可视为常值误差. 则导航系统状态方程可表示为

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{r}} &= \mathbf{v}, \\ \dot{\mathbf{v}} &= -\frac{\mu_s}{r^3} \mathbf{r} - \sum_{i=1}^{n_i} \mu_i \left[\frac{\mathbf{r}_{ti}}{r_{ti}^3} + \frac{\mathbf{r}_{ti}}{r_{ti}^3} \right] + \eta G \left(\frac{A_s}{m_p} \right) \frac{r_p}{r_p^3} + a_T, \\ \dot{\mathbf{v}}_c &= 0,\end{aligned}\quad (7)$$

式中 μ_s 为太阳引力常数, $\mathbf{r}_{ti}$ 为第 i 个摄动天体的位置矢量, $\mathbf{r}_{ti} = \mathbf{r} - \mathbf{r}_{ti}$ 为航天器相对第 i 个天体的位置矢量, μ_i 为第 i 个摄动天体的引力常数, n_i 为其他天体的个数. η 为与航天器材料及形状相关的反射系数; G 为距离太阳1天文单位处的光压, 取 $G = 1 \times 10^{14} \text{ kg km/s}^2$; m_p 为航天器质量; A_s 为航天器光照接收面积. a_T 为其余未建模加速度项.

将轨道动力学方程表述为如式(8)所示的一般状态方程:

$$\dot{X}(t) = f[X(t), t] + w(t), \quad (8)$$

式中 $w(t)$ 为系统噪声.

3 导航滤波算法

3.1 容积卡尔曼滤波

容积卡尔曼滤波算法(Cubature Kalman Filter, CKF)是一种确定性采样非线性算法. 该算法基于容积变换, 对于 n 维的系统, 选取一组等权值 $(1/2n)$ 的容积点 $(2n)$, 容积点经非线性函数传递后来近似非线性高斯滤波中的高斯积分^[11]. 相较于非线性滤波研究中常用的无迹卡尔曼滤波算法(Unscented Kalman Filter, UKF), CKF采样点的权值永远为正, 可确保方差矩阵的对称性和正定性, 而UKF算法可能出现采样点权值为负的情况, 导致滤波的不稳定甚至发散^[12].

CKF算法的计算步骤如下:

- (1) 给出初始参数 $\mathbf{X}_0$, $\mathbf{P}_0$, $\mathbf{r}_0$, $\mathbf{R}_0$, $\mathbf{q}_0$, $\mathbf{Q}_0$.
- (2) 基于容积变换计算 $k-1$ 时刻容积点:

$$\mathbf{P}_{k-1} = \mathbf{S}_{k-1} \mathbf{S}_{k-1}^T, \quad (9)$$

$$\chi_{k-1}^i = \bar{\mathbf{X}}_{k-1} + \mathbf{S}_{k-1} \zeta_i \quad (i = 1, 2, \dots, 2n), \quad (10)$$

$$\zeta_i = \sqrt{n} [1]_i, \quad (11)$$

式中 $[1]_i$ 表示点集 $[1]$ 中的第 i 列, $[1]$ 表示完整全对称点集.

- (3) 时间更新:

$$\chi_{k,k-1}^i = f(\chi_{k-1}^i, k-1) \quad (i = 0, 1, \dots, 2n), \quad (12)$$

$$\bar{\mathbf{X}}_{k,k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \chi_{k,k-1}^i, \quad (13)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} [\chi_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}] [\chi_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}]^T + \mathbf{Q}_{k-1}, \quad (14)$$

$$\mathbf{P}_{k,k-1} = \mathbf{S}_{k,k-1} \mathbf{S}_{k,k-1}^T, \quad (15)$$

$$\chi_{k,k-1}^i = \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{S}_{k,k-1} \zeta_i \quad (i = 1, 2, \dots, 2n), \quad (16)$$

$$\bar{\mathbf{h}}_{k,k-1}^i = \mathbf{h}(\chi_{k,k-1}^i, k-1) \quad (i = 0, 1, \dots, 2n), \quad (17)$$

$$\bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} \bar{\mathbf{h}}_{k,k-1}^i. \quad (18)$$

(4) 滤波增益更新:

$$\mathbf{P}_{(hh)_{k,k-1}} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} [\bar{\mathbf{h}}_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1}] [\bar{\mathbf{h}}_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1}]^T, \quad (19)$$

$$\mathbf{P}_{(ZZ)_{k,k-1}} = \mathbf{P}_{(hh)_{k,k-1}} + \mathbf{R}_k, \quad (20)$$

$$\mathbf{P}_{(XZ)_{k,k-1}} = \frac{1}{2n} \sum_{i=1}^{2n} [\chi_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1}] [\bar{\mathbf{h}}_{k,k-1}^i - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1}]^T, \quad (21)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{(XZ)_{k,k-1}} \mathbf{P}_{(ZZ)_{k,k-1}}^{-1}. \quad (22)$$

(5) 计算滤波值:

$$\bar{\mathbf{X}}_k = \bar{\mathbf{X}}_{k,k-1} + \mathbf{K}_k [\mathbf{Z}_k - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1}], \quad (23)$$

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k,k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{P}_{(ZZ)_{k,k-1}} \mathbf{K}_k^T.$$

3.2 Sage-Husa噪声估计器

Sage-Husa噪声估计器通过选取一段观测历元区间内的观测量来计算观测残差或预测残差, 进而重新估计系统噪声协方差阵及量测噪声协方差阵. 当航天体表面发生局部爆发活动时, 探测器接收到的光谱将发生畸变, 反演出的速度信息将存在较大误差, 因此需要通过Sage-Husa噪声估计器对该量测的误差进行重新估计, 降低其在滤波中的权重. 在系统噪声协方差阵 $\mathbf{Q}$ 已知时, Sage-Husa算法对量测噪声协方差阵的估计为

$$\hat{\mathbf{r}}_k = (1 - d_k) \hat{\mathbf{r}}_{k-1} + d_k (\mathbf{Z}_k - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1}), \quad (24)$$

$$\bar{\mathbf{R}}_k = (1 - d_k)\bar{\mathbf{R}}_{k-1} + d_k \left[\mathbf{e}_k \mathbf{e}_k^T - \mathbf{P}_{(hh)_{k,k-1}} \right], \quad (25)$$

式中,

$$\mathbf{e}_k = \mathbf{Z}_k - \bar{\mathbf{Z}}_{k,k-1} - \mathbf{r}_k, \quad (26)$$

$$d_k = (1 - b) / (1 - b^{k+1}), \quad b \in [0.95, 0.99]. \quad (27)$$

在容积卡尔曼滤波中, 在式(19)计算后, 利用式(25)实现对量测噪声协方差阵的自适应估计. 此外, 为了保证 $\bar{\mathbf{R}}_k$ 的正定性, 假设噪声互不相关, 可将式(25)中第二项计算结果的对角线元素取绝对值, 非对角线元素取零^[13].

3.3 联邦滤波器

联邦滤波器是分散化滤波方法之一, 通过信息分配原则将各导航子系统的估值进行有效融合, 能够在一定程度上提高组合导航系统的容错性^[12].

采用联邦滤波器对天文测角信息、天文测速信息进行融合, 天文测角导航子系统采用容积卡尔曼滤波算法作为子滤波器, 天文测速导航子系统采用扩维自适应容积卡尔曼滤波算法作为子滤波器, 则联邦滤波器的结构如图2所示.

图中 $\hat{\mathbf{x}}_i, \mathbf{P}_i (i = 1, 2)$, 分别为天文测角及天文测速导航滤波器的最优状态估计及估计误差方差阵, $\beta_i (i = 1, 2)$ 为信息分配系数. $\hat{\mathbf{x}}_g, \mathbf{P}_g$ 为全局状态估计.

组合导航的信息融合过程如下:

(1) 由子滤波器估计结果计算全局最优估计:

$$\mathbf{P}_g^{-1}(k) = \sum_{i=1}^2 \mathbf{P}_i^{-1}(k), \quad (28)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_g(k) = \mathbf{P}_g(k) \cdot \sum_{i=1}^2 \mathbf{P}_i^{-1}(k) \hat{\mathbf{x}}_i(k). \quad (29)$$

(2) 将全局估计结果反馈给子滤波器作为下一时刻滤波的初值:

$$\hat{\mathbf{x}}_i(k) = \hat{\mathbf{x}}_g(k) \quad (i = 1, 2), \quad (30)$$

$$\mathbf{P}_i(k) = \beta_i^{-1} \mathbf{P}_g(k) \quad (i = 1, 2, \dots, m), \quad (31)$$

$$\sum_{i=1}^2 \beta_i = 1, \quad (32)$$

式中 β_i 的取值可由式(33)进行计算:

$$\beta_i = \frac{\|\mathbf{P}_i(k)\|^{-1}}{\sum_{j=1}^2 \|\mathbf{P}_j(k)\|^{-1}} \quad (i = 1, 2). \quad (33)$$

4 仿真分析

4.1 仿真条件

以火星接近段为例进行仿真, 仿真时间自2021-1-31 00:00:00 UTC至2021-2-3 23:59:59 UTC.

长期的天文观测表明, 太阳表面局部爆发活动造成的光谱频移测速误差最高可达数十公里每秒, 全球性周期震荡造成的测速误差可达数十米每秒. 假设太阳局部在仿真开始后第0.35 d发生爆发活动, 持续时间600 s, 造成1–10 km/s的随机测速误差. 同时, 假设太阳光谱测速常值误差为5 m/s, 天狼星光谱测速常值误差为2 m/s. 在J2000日心黄道惯性坐标系下, 仿真相关参数如表1所示.

4.2 仿真结果及分析

在所设条件下, 采用容积卡尔曼滤波算法作为天文测速导航子系统及天文测角导航子系统的滤波器, 组合导航系统的位置估计误差如图3(a)所示, 速度估计误差如图3(b)所示.

当天文测角导航子系统采用容积卡尔曼滤波算法而天文测速导航子系统采用扩维自适应容积卡尔曼滤波算法时, 其位置估计误差如图4(a)所示, 速度估计误差如图4(b)所示.

对太阳及天狼星的常值测速量测噪声的估计结果如图5(a)及(b)所示.

在不同滤波算法条件下, 组合导航系统状态估计误差统计如表2所示.

图2 联邦滤波器结构

Figure 2 Structure of federated filter.

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值
仿真步长	60 s
初始状态	$\mathbf{X}=[33161209.47 \text{ km}, 207293146.90 \text{ km}, 94917784.48 \text{ km}, -20.87 \text{ km/s}, 6.18 \text{ km/s}, 2.63 \text{ km/s}, 0 \text{ km/s}, 0 \text{ km/s}]$
初始状态误差	$\Delta\mathbf{X}=[200 \text{ km}, 200 \text{ km}, 200 \text{ km}, 0.01 \text{ km/s}, 0.01 \text{ km/s}, 0.01 \text{ km/s}, 0.01 \text{ km/s}, 0.01 \text{ km/s}]$
状态协方差阵	$\mathbf{P}_0=\text{diag}([40000 \text{ (km)}^2, 40000 \text{ (km)}^2, 40000 \text{ (km)}^2, 10^{-4} \text{ (km/s)}^2, 10^{-4} \text{ (km/s)}^2, 10^{-4} \text{ (km/s)}^2, 10^{-4} \text{ (km/s)}^2, 10^{-4} \text{ (km/s)}^2])$
系统噪声方差阵	$\mathbf{Q}_0=\text{diag}([10^{-8} \text{ (km)}^2, 10^{-8} \text{ (km)}^2, 10^{-8} \text{ (km)}^2, 10^{-12} \text{ (km/s)}^2, 10^{-12} \text{ (km/s)}^2, 10^{-12} \text{ (km/s)}^2, 10^{-12} \text{ (km/s)}^2, 10^{-12} \text{ (km/s)}^2])$
测速噪声方差阵	$\mathbf{R}_v=[10^{-6} \text{ (km/s)}^2, 10^{-6} \text{ (km/s)}^2]$
测角噪声方差阵	$\mathbf{R}_a=[10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}, 10^{-8}]$

图 3 (网络版彩图)容积卡尔曼滤波估计误差. (a) 位置估计误差; (b) 速度估计误差

Figure 3 (Color online) Estimation errors of CKF. (a) Position estimation errors; (b) velocity estimation errors.

图 4 (网络版彩图)扩维自适应容积卡尔曼滤波算法估计误差. (a) 位置估计误差; (b) 速度估计误差

Figure 4 (Color online) Estimation errors of augmented state adaptive CKF. (a) Position estimation errors; (b) velocity estimation errors.

从图3及表2可以看出, 当太阳产生局部爆发活动导致光谱畸变进而使得测速量测存在粗差时, 容积卡尔曼滤波算法估计结果产生较大误差, 且经过3 d时间才重新收敛, 收敛后的组合导航位置估计误差为149.628 km (1σ), 速度估计误差为1.2249 m/s (1σ). 从图4及表2可以看出, 扩维自适应容积卡尔曼滤波算法

有效抑制了光谱畸变导致的量测粗差对导航系统的影响. 此外, 从图5可以看出, 对太阳及天狼星的常值测速误差估计在1.5 d后基本收敛, 估计误差分别为0.12 m/s (1σ), 0.08 m/s (1σ). 由天文测速导航的原理可知, 在仅采用天文测速量测信息进行导航时, 导航系统的位置估计是随时间发散的, 难以对常值测速误差进行有效

图 5 (网络版彩图)常值测速测量噪声估计结果. 太阳(a)和天狼星(b)光谱测速常值量测噪声估计结果

Figure 5 (Color online) Estimation results of constant velocity measurement error. Estimation results of constant velocity measurement error of the Sun (a) and the Sirius (b).

表 2 不同滤波算法的组合导航估计误差

Table 2 Estimation errors of the integrated navigation system under different filters

序号	滤波算法	位置误差(1σ) (km)	速度误差(1σ) (m/s)
1	容积卡尔曼滤波	149.628	1.2249
2	扩维自适应容积 卡尔曼滤波	73.871	0.2984

估计,而在融合天文测角信息后,联邦滤波器输出的状态估计精度优于测速子系统的状态估计精度,因此可有效辅助测速导航子系统实现对常值测速误差的估计,从而进一步提升组合导航系统的精度.组合导航的位置估计误差为73.871 km (1σ),速度估计误差为0.2984 m/s (1σ),相较于采用容积卡尔曼滤波算法的组合导航的位置估计精度提升约50%,速度估计精度提升约75%.

5 结论

本文针对未来深空探测器对自主导航能力的需求以及天文测速导航中的常值、慢时变量测误差和光谱畸变量测误差,提出了基于扩维自适应容积卡尔曼滤波的天文测角测速组合自主导航方法,通过状态扩维对常值、慢时变量测误差进行估计和补偿,通过Sage-Husa噪声估计器对光谱畸变量测误差进行抑制.以火星接近段为背景的仿真结果表明,该组合导航方法能够实现火星接近段百公里量级的位置估计精度以及米每秒量级的速度估计精度.

本文在考虑组合导航时仅考虑了单探测器的天文测角测速组合导航,而天文测距导航以及星间激光测距相对导航等导航方式也是目前研究较多的深空自主导航方法.因此,后续可针对更为丰富的导航量测信息,研究多源信息的高效融合算法.

参考文献

- Ye P J, Zou L Y, Wang D Y, et al. Development and prospect of Chinese deep space exploration (in Chinese). *Space Int*, 2018, 10: 4 [叶培建, 邹乐洋, 王大铁, 等. 中国深空探测领域发展及展望. *国际太空*, 2018, 10: 4]
- Fang J C, Ning X L, Liu J. Principles and Methods of Spacecraft Celestial Navigation (in Chinese). 2nd ed. Beijing: National Defense Industry Press, 2017. 111–113 [房建成, 宁晓琳, 刘劲. 航天器自主天文导航原理与方法. 第2版. 北京: 国防工业出版社, 2017. 111–113]
- Zheng S J, Zhang S N, Lu F J, et al. In-orbit demonstration of X-ray pulsar navigation with the *Insight*-HXMT satellite. *Astrophys J Suppl Ser*, 2019, 244: 1, arXiv: 1908.01922
- Zhang W, Chen X, You W, et al. New autonomous navigation method based on redshift (in Chinese). *Aerospace Shanghai*, 2013, 30: 32–38 [张伟, 陈晓, 尤伟, 等. 光谱红移自主导航新方法. *上海航天*, 2013, 30: 32–38]
- Woods T N, Hock R, Eparvier F, et al. New solar extreme-ultraviolet irradiance observations during flares. *Astrophys J*, 2011, 739: 59
- You W, Zhang W, Ma G F. Analysis on error propagation in velocity vector synthesis of deep-space celestial autonomous navigation based on radial velocity measurement (in Chinese). *J Chin Inert Technol*, 2017, 25: 338–342 [尤伟, 张伟, 马广富. 深空天文测速自主导航速度矢量合成

- 误差传递分析. 中国惯性技术学报, 2017, 25: 338–342]
- 7 Ning X, Gui M, Fang J, et al. A novel differential Doppler measurement-aided autonomous celestial navigation method for spacecraft during approach phase. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2017, 53: 587–597
 - 8 Yu Z Y, Liu J, Ning X L, et al. Celestial Doppler difference/pulsar for formation flying and its integrated navigation (in Chinese). *J Deep Space Explor*, 2018, 5: 212–217 [喻子原, 刘劲, 宁晓琳, 等. 面向编队飞行的天文多普勒差分/脉冲星组合导航. 深空探测学报, 2018, 5: 212–217]
 - 9 Liu J, Ning X L, Ma X, et al. Geometry error analysis in solar Doppler difference navigation for the capture phase. *IEEE Trans Aerosp Electron Syst*, 2019, 55: 2556–2567
 - 10 Kang Z W, Xu X M, Liu J, et al. Doppler velocity measurement based on double measurement model and its integrated navigation (in Chinese). *J Astronaut*, 2017, 38: 964–970 [康志伟, 徐星满, 刘劲, 等. 基于双测量模型的多普勒测速及其组合导航. 宇航学报, 2017, 38: 964–970]
 - 11 Zou X J, Lian B W, Dan Z S. Vector tracking algorithm based on adaptive cubature Kalman filter (in Chinese). *J Northwest Polytech Univ*, 2018, 36: 1108–1115 [邹晓军, 廉保旺, 丹泽升. 基于自适应容积卡尔曼滤波的矢量跟踪算法. 西北工业大学学报, 2018, 36: 1108–1115]
 - 12 Qin Y Y, Zhang H Y, Wang S H. The Principle of Kalman Filter and Integrated Navigation (in Chinese). 3rd ed. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2015. 210 [秦永元, 张洪钺, 汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理. 第3版. 西安: 西北工业大学出版社, 2015. 210]
 - 13 Wei W, Qin Y Y, Zhang X D, et al. Amelioration of the Sage-Husa algorithm (in Chinese). *J Chin Inert Technol*, 2012, 20: 678–686 [魏伟, 秦永元, 张晓冬, 等. 对Sage-Husa算法的改进. 中国惯性技术学报, 2012, 20: 678–686]

Research on the filter algorithm for integrated autonomous navigation based on angle and velocity measurement in deep space

CHEN Xiao^{1,2}, XU Jun^{1,2*}, ZHANG Xiao^{1,2} & ZHANG Wei^{1,2}

¹ Shanghai Institute of Satellite Engineering, Shanghai 201109, China;

² Shanghai Key Laboratory of Deep Space Exploration Technology, Shanghai 201109, China

In order to reduce the influence of the constant measurement error, slow time-varying measurement error and spectral distortion measurement error caused by global and local activities of celestial bodies on the Doppler navigation, an augmented state adaptive cubature Kalman filter is proposed. The slow time-varying error can be regarded as a constant error in a short time and is estimated as one of the state variables and compensated in the measurement. The measurement noise covariance matrix is modified adaptively by Sage-Husa noise estimator to reflect the characteristics of noise and reduce the influence of spectral distortion measurement error. In addition, the celestial angle information is combined with the velocity information to improve the accuracy of autonomous navigation system. The simulation results show that the algorithm can estimate the constant and slow time-varying measurement error accurately and is robust in controlling the measurement error caused by spectral distortion.

Doppler velocity measurement, integrated navigation, Sage-Husa filter, spectral distortion

PACS: 96.35.-j, 95.10.Eg, 45.10.Db, 06.20.Dk

doi: [10.1360/SSPMA-2020-0482](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2020-0482)