

自由漂浮空间非合作目标的运动预测

王齐帅, 周邦召, 刘晓峰, 蔡国平

Motion Prediction of Free-Floating Space Non-Cooperative Targets

WANG Qishuai, ZHOU Bangzhao, LIU Xiaofeng, and CAI Guoping

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.21656/1000-0887.420017>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

几类微分-代数方程的神经网络求解法

On Solutions to Several Classes of Differential-Algebraic Equations Based on Artificial Neural Networks

应用数学和力学. 2019, 40(2): 115-126

非光滑半无限多目标优化问题的最优性充分条件

Sufficient Optimality Conditions for Nonsmooth Semi-Infinite Multiobjective Optimization Problems

应用数学和力学. 2017, 38(5): 526-538

非凸多目标优化模型的一类鲁棒逼近最优性条件

Some Robust Approximate Optimality Conditions for Nonconvex Multi-Objective Optimization Problems

应用数学和力学. 2019, 40(6): 694-700

基于增秩Kalman滤波的动态荷载识别和结构响应重构

Dynamic Load Identification and Structural Response Reconstruction Based on the Augmented Kalman Filter

应用数学和力学. 2021, 42(7): 665-674

多目标优化问题McRow最优解的刻画

Equivalent Characterization of McRow Optimal Solutions to Multiobjective Optimization Problems

应用数学和力学. 2021, 42(6): 602-610

基于四元数方法的绳系机器人姿态控制

Attitude Control of Targets Captured by Tethered Space Robots Based on the Quaternion Theory

应用数学和力学. 2017, 38(12): 1309-1318



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

自由漂浮空间非合作目标的运动预测*

王齐帅¹, 周邦召², 刘晓峰¹, 蔡国平¹

(1. 上海交通大学 海洋工程国家重点实验室 工程力学系, 上海 200240;
2. 中国工程物理研究院 系统工程研究所, 四川 绵阳 621900)

(本刊编委蔡国平来稿)

摘要: 空间非合作目标的运动预测是航天器在轨服务中的一个重要问题. 在获得非合作目标的运动预测结果后, 追踪星即可规划运动轨迹以接近目标并对其进行捕获. 该文提出了一种自由漂浮空间非合作目标的运动预测方法. 该方法的核心思想是首先辨识出目标的姿态动力学参数和目标的质心运动学参数, 然后利用参数辨识结果和目标的动力学方程实现对目标的运动预测. 在姿态动力学参数的辨识过程中, 首先对目标的惯性参数进行初步辨识, 然后采用自适应无迹 Kalman 滤波器对姿态动力学参数进行粗略辨识, 最后通过最优化方法进一步提高姿态动力学参数的辨识精度. 该文通过数值仿真验证了所提运动预测方法的有效性. 仿真结果表明, 无论目标是做单轴旋转还是翻滚运动, 所提运动预测方法都能够实现对目标的长时间高精度的运动预测.

关键词: 自由漂浮空间非合作目标; 运动预测; 参数辨识; 无迹 Kalman 滤波器; 最优化方法
中图分类号: V249 **文献标志码:** A **DOI:** 10.21656/1000-0887.420017

Motion Prediction of Free-Floating Space Non-Cooperative Targets

WANG Qishuai¹, ZHOU Bangzhao², LIU Xiaofeng¹, CAI Guoping¹

(1. Department of Engineering Mechanics, State Key Laboratory of Ocean Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, P.R.China;

2. Institute of Systems Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, P.R.China)

(Contributed by CAI Guoping, M. AMM Editorial Board)

Abstract: Motion prediction of space non-cooperative target is an important issue for spacecraft on-orbit service. With obtained high-precision motion prediction results, the chaser can plan its motion trajectory to approach the target and then capture it. A motion prediction method was proposed for free-floating space non-cooperative targets. The core idea of this method is to identify kinematic parameters of the target's mass center and attitude dynamic parameters, and then with dynamic equations for the target to realize the motion prediction. In the identification of the attitude dynamic parameters, inertia parameters of the target were preliminarily identified firstly, then an adaptive unscented Kalman filter (UKF) was used to roughly identify the attitude dynamic parameters, and finally the identification precision was further improved through optimization. In the identification of the kinematic parameters, the parameters were roughly identified firstly with the optimal attitude dynamic parameters obtained above and the kinematic equations for the target's mass center, and then the identification precision was further improved again through optimization. In the end, the effectiveness of the proposed motion prediction method was verified by numerical simulations. Simulation results indicate that, the proposed method can

* 收稿日期: 2021-01-18; 修订日期: 2021-03-16

基金项目: 国家自然科学基金(11772187; 11802174); 中国博士后科学基金(2018M632104)

作者简介: 王齐帅(1992—), 男, 博士生(E-mail: wqs300390@sjtu.edu.cn);

蔡国平(1965—), 男, 教授, 博士, 博士生导师(通讯作者. E-mail: caigp@sjtu.edu.cn).

引用格式: 王齐帅, 周邦召, 刘晓峰, 蔡国平. 自由漂浮空间非合作目标的运动预测[J]. 应用数学和力学, 2021, 42(11): 1103-1112.

achieve long-time high-precision motion prediction of the non-cooperative target whether the target is in uniaxial rotation or tumbling motion.

Key words: free-floating space non-cooperative target; motion prediction; parameter identification; UKF; optimization

引言

近几十年来,自主在轨服务(on-orbit servicing, OOS)技术的研究得到了很多关注^[1-4],该技术可用于延长航天器的使用寿命和执行主动碎片清除(active debris removal, ADR)任务^[5-6]等.在之前的OOS任务中,例如DART、ETS-VII和轨道快车^[7]等,追踪星已经成功实现对合作目标的在轨捕获.其中,被捕获的目标都是合作的,即目标可以向追踪星提供位姿信息以帮助追踪星执行对非合作目标的捕获任务,追踪星必须首先对非合作目标进行位姿估计以获取非合作目标在任意时刻的位姿信息,然后才能规划运动轨迹以接近非合作目标并对其进行捕获.

空间非合作目标(以下简称为目标)的位姿估计主要包括位姿观测和运动预测两部分.位姿观测是指首先利用视觉传感器^[8]或激光雷达传感器^[9]获取目标的图像信息或点云信息,然后利用配准技术获取目标的位姿信息.然而,位姿观测结果通常具有噪声大和输出帧率低的缺点.此外,当目标被障碍物遮挡或离开传感器视野时,追踪星无法利用位姿观测技术获取目标的位姿信息,进而可能导致捕获任务的失败.运动预测是指追踪星利用目标过去和现在的位姿观测信息,对目标的动力学参数进行辨识,并预测目标在下一时段的位姿信息.在预测了目标在下一时段的位姿信息后,追踪器可以规划运动轨迹以接近目标进而利用机械臂捕获目标^[10].因此,运动预测是空间非合作目标在轨捕获的一个重要问题.

到目前为止,许多学者对空间非合作目标的运动预测问题进行了研究并提出了大量的运动预测方法,其中主流方法是Kalman滤波器(Kalman filter, KF)及其变种.Kalman滤波器可以根据位姿观测信息辨识出目标的动力学参数,然后利用目标的动力学参数辨识结果和动力学方程即可实现目标的运动预测.在本文中,目标的动力学参数包括以下两部分:目标的姿态动力学参数和质心运动学参数.此外,目标的惯性参数是姿态动力学参数的一部分.Aghili等^[11]和Lichter等^[12]利用目标的姿态观测数据和KF提取目标的姿态动力学参数并预测目标的姿态运动.Lichter等^[13-14]提出了一种基于无迹Kalman滤波器(unscented Kalman filter, UKF)的惯性参数辨识方法.Tweddle等^[15]以概率图的形式模拟了6自由度目标的动力学参数,并采用增量平滑方法和映射系统来辨识目标的动力学参数.Yuan等^[16]利用基于双矢量四元数的扩展Kalman滤波器(extended Kalman filter, EKF),辨识自由漂浮翻滚目标的动力学参数.Li等^[17]利用Lie群上的EKF和目标的位姿观测数据辨识目标的动力学参数.Ma等^[18]提出了一种稳态滤波器(恒定状态滤波器),用于辨识旋转对称目标的惯性参数.该滤波器利用恒定的状态向量将目标的动力学模型和观测模型转化为近似线性形式,在观测采样间隔较大时,具有良好的滤波性能.

空间非合作目标的运动预测问题也可以通过其他方法来求解.Benninghoff和Boge^[19]利用目标的运动学方程、角动量守恒和最小二乘法辨识目标的惯性参数.Hillenbrand和Lampariello^[10]利用最优化方法辨识目标的姿态动力学参数,并利用数值积分实现目标的运动预测.Zhou等^[20]采用最优化方法辨识目标的动力学参数,并利用半解析解实现目标的运动预测,但该方法无法处理目标进行单轴旋转的情况.

由此可见,人们对空间非合作目标的运动预测问题进行了大量的研究,并取得了一定的成果.值得注意的是,尽管KF及其变种能够准确地辨识目标的动力学参数,但它们通常需要较长的观测时间.最优化方法可以在较短的观测时间内实现目标动力学参数的精确辨识,但当初始值较差时,很可能获得局部最优解.本文首先利用UKF对目标的动力学参数进行粗略辨识,然后利用粗略辨识结果对最优化过程进行初始化.这样可以在较短的观测时间内实现目标动力学参数的精确辨识,且可以处理目标单轴旋转或近似单轴旋转的情况.

本文研究了自由漂浮空间非合作目标的运动预测问题,并提出了一种鲁棒的运动预测方法.该方法首先利用噪声自适应UKF和最优化方法精确辨识出目标的动力学参数,然后利用参数辨识结果和目标的动力学方程实现对目标的高精度运动预测.本文的结构如下:第1节介绍了目标运动姿态的预测过程;第2节通过数

值仿真验证了所提运动预测方法的有效性;最后,在第 3 节中陈述结论.

1 非合作目标的运动预测

本文所考虑的空间非合作目标是一个无外力作用的自由漂浮刚体.实际上,当航天器的燃料耗尽,且航天器上柔性附件的弹性振动能量完全耗散后,该航天器就成为一个无外力作用的自由漂浮刚体并进行单轴旋转或翻滚运动.本节研究了空间非合作目标姿态的运动预测问题,首先介绍了运动预测系统的坐标系,然后描述了目标的动力学参数及其辨识过程.

1.1 非合作目标的坐标系

图 1 描述了目标相对惯性坐标系的相对位姿关系,其中 $\Sigma_e(O_e-x_e y_e z_e)$ 表示原点位于地球中心的惯性坐标系, $\Sigma_b(B_1-x_b y_b z_b)$ 和 $\Sigma_{b_c}(C-x_{b_c} y_{b_c} z_{b_c})$ 表示目标的两个连体坐标系. Σ_b 和 Σ_{b_c} 的原点分别位于目标上的特征点 B_1 和目标的质心 C ,且假设它们具有相同的姿态坐标.在图 1 中, Σ_{b_0} 表示目标的中心主轴坐标系,其三个轴分别为目标的三个中心惯性主轴; r_b 和 r_c 分别表示 $\vec{O_e B_1}$ 和 $\vec{O_e C}$ 在 Σ_e 上的坐标矢量; $\rho_{c b_c}^{b_c}$ 表示 $\vec{C B_1}$ 在 Σ_{b_c} 上的坐标矢量.在本文中,上标 b_c 表示向量在 Σ_{b_c} 上的坐标矢量,其他表达式类似.

本文假设追踪星可以获取以下观测数据:1)坐标矢量 \hat{r}_b ,该值表示 r_b 的观测值;2)四元数坐标 \hat{q}_b (\hat{q}_{b_c}),该值表示 Σ_b 相对 Σ_e 的姿态坐标的观测值.在本文中,上标“ $\hat{\cdot}$ ”表示观测值或估计值. \hat{q}_b 的确定基于如下假设:追踪星能够持续观测到目标上的三个及以上特征点.如图 2 所示, B_1, B_2 和 B_3 表示目标上的三个特征点,且它们都可以被追踪星观测到,则 Σ_b 的三个坐标轴可以通过如下方式确定: y_b 轴和 z_b 轴分别沿着 $\vec{B_1 B_2}$ 和 $\vec{B_1 B_3} \times \vec{B_1 B_2}$ 的方向; x_b 轴可以由 $\vec{y}_b \times \vec{z}_b$ 来确定.进而可以利用 Σ_b 的三个坐标轴方向求解出 \hat{q}_b .

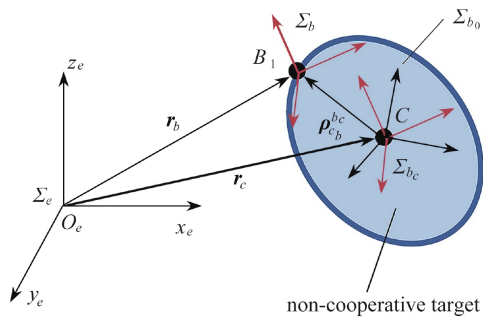


图 1 目标所在的坐标系

Fig. 1 Coordinate systems of the target

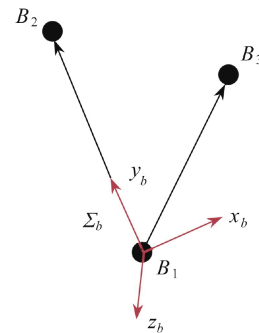


图 2 特征点和坐标系 Σ_b 的关系

Fig. 2 Feature points and frame Σ_b

1.2 非合作目标的动力学参数

本小节首先介绍了目标的姿态动力学参数,然后阐述了姿态动力学参数的辨识过程.关于目标的质心运动学参数及其辨识过程,首先建立目标的质心运动学方程并确定质心运动学参数,然后将每个观测时刻的运动学方程联立,即可实现质心运动学参数的辨识,具体过程请详见我们之前的研究工作^[20].

目标的姿态动力学方程可以表示为

$$\vec{I}^{b_c} \dot{\omega}^{b_c} + \tilde{\omega}^{b_c} \vec{I}^{b_c} \omega^{b_c} = \mathbf{0}_{3 \times 1}, \tag{1}$$

其中, \vec{I}^{b_c} 表示目标在 Σ_{b_c} 上的惯性坐标阵,其表达式为

$$\vec{I}^{b_c} = \begin{bmatrix} 1 & c & d \\ c & a & e \\ d & e & b \end{bmatrix}. \tag{2}$$

式(1)中, $\omega^{b_c} = [\omega_x^{b_c}, \omega_y^{b_c}, \omega_z^{b_c}]^T$ 表示目标在 Σ_{b_c} 上的角速度矢量, $\tilde{\omega}^{b_c}$ 是一个斜对称矩阵,其表达式为

$$\tilde{\omega}^{b_c} = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z^{b_c} & \omega_y^{b_c} \\ \omega_z^{b_c} & 0 & -\omega_x^{b_c} \\ -\omega_y^{b_c} & \omega_x^{b_c} & 0 \end{bmatrix}. \tag{3}$$

在本文中, \vec{I}^{b_c} 表示目标的惯性参数,该参数将被用于预测目标的姿态运动^[14].将目标的惯性参数 \vec{I}^{b_c} 表示为

如下矢量形式:

$$\mathbf{p}_{\text{lin}} = [a, b, c, d, e]^T. \quad (4)$$

目标的运动学方程为

$$\dot{\mathbf{q}}_{b_c} = \begin{bmatrix} \dot{q}_{0b_c} \\ \dot{q}_{1b_c} \\ \dot{q}_{2b_c} \\ \dot{q}_{3b_c} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x^{b_c} & -\omega_y^{b_c} & -\omega_z^{b_c} \\ \omega_x^{b_c} & 0 & \omega_z^{b_c} & -\omega_y^{b_c} \\ \omega_y^{b_c} & -\omega_z^{b_c} & 0 & \omega_x^{b_c} \\ \omega_z^{b_c} & \omega_y^{b_c} & -\omega_x^{b_c} & 0 \end{bmatrix} \mathbf{q}_{b_c} = \frac{1}{2} [\Omega(\boldsymbol{\omega}^{b_c})] \mathbf{q}_{b_c}, \quad (5)$$

其中 $\mathbf{q}_{b_c} = [q_{0b_c}, q_{1b_c}, q_{2b_c}, q_{3b_c}]^T$ 表示 Σ_{b_c} 相对 Σ_e 的姿态四元数坐标.

根据我们之前的研究工作^[20], 一旦姿态动力学参数 $\mathbf{q}_{b_c}(t_i)$, $\boldsymbol{\omega}^{b_c}(t_i)$ 和 \mathbf{p}_{lin} 被确定, 式(1)和式(5)可以以半解析解的形式求解, 其中 t_i 表示任意时刻. 因此, 目标的姿态运动的预测方程可以表示为

$$\mathbf{A}^{eb_c}(t) = \mathbf{A}^{eb_c}(\mathbf{x}_{\text{rot}}, t), \quad (6)$$

其中 $\mathbf{A}^{eb_c}(t)$ 表示 Σ_{b_c} 相对 Σ_e 的方向余弦阵; \mathbf{x}_{rot} 表示目标的姿态动力学参数, 其表达式为

$$\mathbf{x}_{\text{rot}} = [\mathbf{q}_{b_c}(t_i)^T, \boldsymbol{\omega}^{b_c}(t_i)^T, \mathbf{p}_{\text{lin}}^T]^T_{12 \times 1}. \quad (7)$$

综上所述, 在姿态动力学参数 \mathbf{x}_{rot} 被辨识出后, 即可利用式(6)预测目标的姿态运动. 下个小节我们将会介绍 \mathbf{x}_{rot} 的辨识过程.

1.3 非合作目标的姿态动力学参数的辨识

本小节介绍了姿态动力学参数 \mathbf{x}_{rot} 的辨识过程, 且该过程可以分为以下三步: 1) 惯性参数 \mathbf{p}_{lin} 的初步辨识; 2) \mathbf{x}_{rot} 的粗略辨识; 3) \mathbf{x}_{rot} 的精确辨识.

1.3.1 非合作目标的惯性参数的初步辨识

本文使用 UKF 对 \mathbf{x}_{rot} 进行粗略辨识. UKF 是一种非线性滤波器, 可以实时地辨识 \mathbf{x}_{rot} . 然而, UKF 只有在初始值较好的情况下才能收敛. 因此, 为了给 UKF 提供一个较好的初始值, 本小节首先对 \mathbf{x}_{rot} 中的惯性参数 \mathbf{p}_{lin} 进行初步辨识.

对式(1)进行整理排序, 可以得到 \mathbf{p}_{lin} 的线性表达式:

$$\boldsymbol{\Phi}_{\omega A}(\boldsymbol{\omega}^{b_c}, \dot{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}) \mathbf{p}_{\text{lin}} = \boldsymbol{\Phi}_{\omega B}(\boldsymbol{\omega}^{b_c}, \dot{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}), \quad (8)$$

其中 $\boldsymbol{\Phi}_{\omega A}(\boldsymbol{\omega}^{b_c}, \dot{\boldsymbol{\omega}}^{b_c})$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_{\omega B}(\boldsymbol{\omega}^{b_c}, \dot{\boldsymbol{\omega}}^{b_c})$ 的表达式由式(1)确定. 然后, 将每个观测时刻 \mathbf{p}_{lin} 的表达式联立, 可得 \mathbf{p}_{lin} 的辨识方程为

$$\begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega A}(t_1) \\ \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega A}(t_2) \\ \vdots \\ \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega A}(t_N) \end{bmatrix} \hat{\mathbf{p}}_{\text{lin}} = \begin{bmatrix} \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega B}(t_1) \\ \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega B}(t_2) \\ \vdots \\ \hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega B}(t_N) \end{bmatrix}, \quad (9)$$

其中 $\hat{\mathbf{p}}_{\text{lin}}$ 表示 \mathbf{p}_{lin} 的初步辨识结果, $\hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega A}(t_i)$ 和 $\hat{\boldsymbol{\Phi}}_{\omega B}(t_i)$ 可以分别通过目标的估计角速度 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 和估计角加速度 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$ 计算.

由以上可知, \mathbf{p}_{lin} 的初步辨识需要目标的估计角速度 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 和估计角加速度 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$. 利用目标的姿态观测数据 $\hat{\mathbf{q}}_b$ (包含噪声), 含噪声的 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 可以通过对离散数据 $\hat{\mathbf{q}}_b$ 的微分得到, 且含噪声的 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$ 可以通过对 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 的微分得到. 在本文中, 上述所得的 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 和 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$ 被称为“原始观测数据”. 由于 \mathbf{p}_{lin} 的初步辨识结果基于原始观测数据 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 和 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$, 因此 \mathbf{p}_{lin} 的初步辨识结果的精度可以通过对原始观测数据进行降噪得到提高. 具体的降噪方法介绍如下.

本小节利用标准的均值滤波器对原始观测数据进行降噪. 均值滤波器是一种线性滤波器, 其基本原理是: 对于任何要处理的元素值, 首先选择一个由被处理元素的多个相邻元素组成的模板, 然后计算模板中所有元素值的均值, 最后将均值赋给被处理的元素. 考虑到 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$ 是通过 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 的微分所得, 为了保证 $\hat{\dot{\boldsymbol{\omega}}}^{b_c}(t_i)$ 的精度, 本文采用一个双重均值滤波对 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 的原始观测数据进行降噪. 此外, 无外力矩目标的角速度通常为周期函数, 因此可以计算出角速度的周期 T_0 . 在对 $\hat{\boldsymbol{\omega}}^{b_c}(t_i)$ 的原始观测数据进行双重滤波时, 第一阶均值滤波和第二阶

均值滤波的邻域分别设置为 $T_0/5$ 和 $T_0/10$. 在对 $\hat{\omega}^{b_c}(t_i)$ 的原始观测数据进行滤波时, 均值滤波的邻域设置为 $T_0/5$.

1.3.2 非合作目标的姿态动力学参数的粗略辨识

本小节利用 UKF^[21] 对 \mathbf{x}_{rot} 进行粗略辨识, 且 UKF 主要由“状态更新方程”和“测量方程”组成. 此外, “测量方程”通常是基于目标的姿态观测数据. 因此, 本小节首先介绍了目标的姿态观测数据, 然后分别描述了“状态更新方程”和“测量方程”.

1) 姿态观测数据

追踪星所获取的目标的姿态观测数据为四元数坐标 $\hat{\mathbf{q}}_b$ ($\hat{\mathbf{q}}_{b_c}$). 为了使 UKF 对目标的姿态观测数据的噪声具有自适应性, 本小节首先估计出姿态观测数据 $\hat{\mathbf{q}}_b$ ($\hat{\mathbf{q}}_{b_c}$) 的噪声标准差 σ_{rot} ^[14], 然后利用 σ_{rot} 初始化 UKF 的状态更新方程和测量方程中的噪声协方差矩阵.

2) 状态更新方程和测量方程

UKF 的状态矢量 \mathbf{x}_{rot} 和观测矢量 \mathbf{y}_{rot} 可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{\text{rot}} = [\mathbf{q}_{b_c}^T, \boldsymbol{\omega}^{b_c T}, \mathbf{p}_{\text{lin}}^T]^T, \\ \mathbf{y}_{\text{rot}} = \hat{\mathbf{q}}_b. \end{cases} \quad (10)$$

根据式(1)和(5), 状态矢量 \mathbf{x}_{rot} 的微分方程可以表示为

$$\dot{\mathbf{x}}_{\text{rot}} = \mathbf{f}_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}}) = \begin{bmatrix} [\boldsymbol{\Omega}(\boldsymbol{\omega}^{b_c})] \mathbf{q}_{b_c} / 2 \\ -(\bar{\mathbf{I}}^{b_c})^{-1} \bar{\boldsymbol{\omega}}^{b_c} \bar{\mathbf{I}}^{b_c} \boldsymbol{\omega}^{b_c} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \end{bmatrix}. \quad (11)$$

因此, UKF 的状态更新方程可以表示为

$$\mathbf{x}_{\text{rot}, k+1} = \mathbf{F}_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}, k}) \oplus \mathbf{v}_{\text{rot}}, \quad (12)$$

其中 $\mathbf{F}(\mathbf{x}_{\text{rot}, k}) = \mathbf{x}_{\text{rot}, k} + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{f}_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}}) dt$ 可以用数值的形式求解; 下标 k 和 $k+1$ 分别表示时间步 t_k 和 t_{k+1} ; 操作符“ \oplus ”表示两个空间旋转的串联, 其具体定义详见文献 [14]; \mathbf{v}_{rot} 表示均值为 0 且协方差矩阵为 \mathbf{P}_{rot} 的 Gauss 白噪声. 由于 Σ_{b_c} 和 Σ_b 是平行的, 因此 UKF 的测量方程为

$$\mathbf{y}_{\text{rot}, k} = \hat{\mathbf{q}}_{b_c, k} = \mathbf{q}_{b_c, k} \oplus \mathbf{w}_{\text{rot}} = \mathbf{q}_{b_c, k} \oplus \mathbf{w}_{\text{rot}} = \mathbf{H}_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}, k}) \oplus \mathbf{w}_{\text{rot}}, \quad (13)$$

其中, $\mathbf{H}_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}, k}) = \mathbf{q}_{b_c, k}$, \mathbf{w}_{rot} 表示均值为 0 且协方差矩阵为 \mathbf{R}_{rot} 的 Gauss 白噪声, 且 \mathbf{w}_{rot} 和 \mathbf{v}_{rot} 是不相关的.

在 UKF 的初始化过程中, 状态矢量 $\mathbf{x}_{\text{rot}} = [\mathbf{q}_{b_c}^T, \boldsymbol{\omega}^{b_c T}, \mathbf{p}_{\text{lin}}^T]^T$ 的初始化过程为: \mathbf{q}_{b_c} 的初始值由初始时刻 Σ_{b_c} 的姿态观测数据确定; $\boldsymbol{\omega}^{b_c}$ 的初始值设为 $\mathbf{0}_{3 \times 1}$; \mathbf{p}_{lin} 的初始值由第 1.3.1 小节所得的初始辨识结果 $\hat{\mathbf{p}}_{\text{lin}}$ 确定.

将上述状态更新方程和测量方程代入到 UKF, 利用目标的姿态观测数据即可实时实现 \mathbf{x}_{rot} 的粗略辨识.

1.3.3 非合作目标的姿态动力学参数的精确辨识

利用 UKF 所得到的 \mathbf{x}_{rot} 的辨识结果会随着时间的增加逐渐收敛到精确值, 因此 \mathbf{x}_{rot} 辨识结果的精度可以通过增大观测时间来进行提高. 实际上, 采用最优化方法提高 \mathbf{x}_{rot} 辨识结果的精度更具可行性, 因为最优化方法不需要增大观测时间, 这符合运动预测方法的初衷, 即利用最少的观测数据获得足够精确的运动预测结果. 提高 \mathbf{x}_{rot} 辨识精度的最优化问题可以构造为

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{\text{rot}} = \arg \min_{\mathbf{x}_{\text{rot}}} E_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}}), \\ E_{\text{rot}}(\mathbf{x}_{\text{rot}}) = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^N \|\phi(\mathbf{x}_{\text{rot}}, t_j)\|^2, \end{cases} \quad (14)$$

其中 $\phi(\mathbf{x}_{\text{rot}}, t_j)$ 表示 Σ_b 相对 Σ_{b_c} 的姿态坐标的观测值与预测值之间的旋转角, 其中姿态坐标的预测值是通过 \mathbf{x}_{rot} 的辨识结果 $\mathbf{x}_{\text{rot}}(t_N)$ 和式(6)来确定的. 在本小节中, 我们采用单纯形法^[22] 求解了上述最优化问题.

2 数值仿真

本节通过数值仿真验证了所提运动预测方法的有效性. 假设目标的初始状态为 $\mathbf{r}_c(t_0) = [13, 0, 0]^T$,

$\mathbf{v}_c(t_0) = [0.003, 0.004, 0.005]^T$, $\mathbf{q}_{b_0}(t_0) = [-0.295\ 6, 0.255\ 3, 0.510\ 6, 0.766\ 0]^T$ 和 $\boldsymbol{\omega}^{b_0}(t_0) = [0.05, 0.05k_e, 0.05k_e]^T$. 其中, k_e 是一个无量纲数, k_e 越小, 目标的姿态运动越接近于单轴旋转, 且 $k_e = 0$ 意味着目标做单轴旋转运动. 如表 1 所示, 我们在仿真中考虑了 8 种不同的初始角速度情况, 即 8 种不同的 k_e 值. 这些情况包含目标的单轴旋转和 7 种翻滚运动. 此外, 我们还在仿真中考虑了位姿观测数据的 4 种不同的噪声水平, 以验证所提运动预测方法对噪声的自适应性. 仿真中的其他参数详见表 1.

表 1 数值仿真中参数的设置
Table 1 Setting of the parameters in the numerical simulations

parameter	value
inertia matrix $\bar{\mathbf{I}}_{b_0}$ of the target	diag(1,0.8,0.52)
rotation vector \mathbf{p}_{b_0b} from Σ_{b_0} to Σ_b	[1, 2, 3] ^T
coordinate vector $\boldsymbol{\rho}_{cb}^{b_0}$	[0.5, 0.2, 0.3] ^T
initial angular velocity parameter k_e	0, 0.01, 0.035, 0.05, 0.1, 0.3, 0.5, 0.8
noise levels [σ_{tran} , σ_{rot}] (Gaussian white noise), and from small to large denoted by S, M, L and XL	[5 mm, 1°], [10 mm, 2°], [15 mm, 3°], [20 mm, 4°]

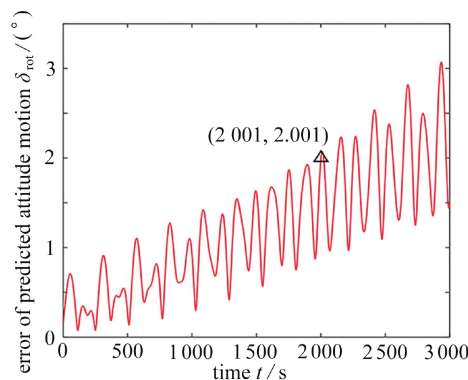
本节仿真主要考虑了以下两种工况. 工况 1: $k_e = 0.01$ 且噪声水平为 M. 在此工况下, 目标的运动接近于单轴旋转. 之所以选择该工况, 是因为我们之前的研究工作^[20]无法实现此工况下目标的运动预测, 因此选取此工况能更好地体现所提运动预测方法的先进性. 工况 2: 8 种初始角速度和 4 种噪声水平的任意组合. 利用所提运动预测方法对任意组合下的位姿观测数据进行处理, 并对运动预测结果进行分析, 以验证所提运动预测方法的有效性和鲁棒性. 接下来我们详细的介绍仿真过程和结果.

2.1 工况 1

当 $k_e = 0.01$ 且观测数据的噪声水平为 M 时, 首先模拟生成目标的位姿观测数据, 然后利用所提运动预测方法对位姿观测数据进行处理, 可以得到目标的运动预测结果. 为了准确地验证所提运动预测方法的有效性, 本小节对运动预测结果进行定量分析, 并介绍三个误差指标:

$$\begin{cases} \delta_{\text{rot}}(t) = \vartheta_{bb}(t), \\ \delta_{r_c}(t) = \|\tilde{\mathbf{r}}_c(t) - \mathbf{r}_c(t)\|_2, \\ \delta_{r_b}(t) = \|\tilde{\mathbf{r}}_b(t) - \mathbf{r}_b(t)\|_2, \end{cases} \quad (15)$$

其中 δ_{rot} , δ_{r_c} 和 δ_{r_b} 分别表示目标姿态、目标质心和特征点 B_1 的运动预测误差; $\|\cdot\|_2$ 为 2 范数操作符; $\vartheta_{bb}(t)$ 表示方向余弦阵 $\mathbf{A}^{b_c e}(t)\tilde{\mathbf{A}}^{e b_c}(t)$ 所对应的旋转角, 且 $\mathbf{A}^{b_c e}(t)$ 表示目标姿态真实值所对应的方向余弦阵坐标. 利用式(15)计算运动预测结果的误差, 如图 3 所示. 由图 3 可知, 运动预测结果的误差随着时间的推移而增大; 姿态运动的预测结果的最大误差为 3°; 质心和特征点 B_1 的预测结果的最大误差分别为 9.5 mm 和 32 mm.



(a) 姿态预测结果的误差
(a) The errors of attitude predicted result

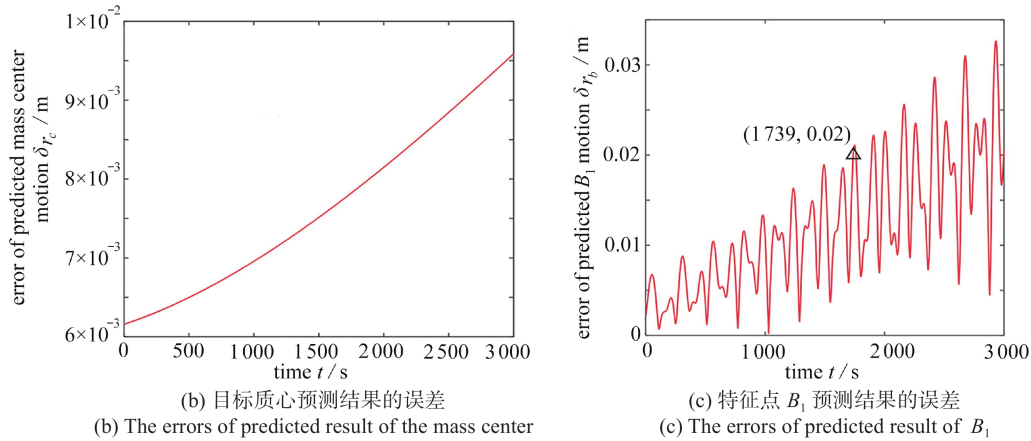


图 3 运动预测结果的误差

Fig. 3 The errors of the predicted results

一般来讲, 如果追踪星获得的目标姿态运动的预测误差小于 2° , 目标位置的预测误差小于 20 mm, 就可以实现对目标的精确捕获^[14], 即此时的运动预测结果是有效的. 为了确定所提运动预测方法的有效时间, 将 $\delta_{rot}(\tau)$, $\delta_{r_c}(\tau)$ 和 $\delta_{r_b}(\tau)$ 在时间区间 $[0, t]$ 上的最大值分别定义为 $e_{rot}(t)$, $e_{r_c}(t)$ 和 $e_{r_b}(t)$, 即

$$\begin{cases} e_{rot}(t) = \max_{\tau \in [0, t]} \delta_{rot}(\tau), \\ e_{r_c}(t) = \max_{\tau \in [0, t]} \delta_{r_c}(\tau), \\ e_{r_b}(t) = \max_{\tau \in [0, t]} \delta_{r_b}(\tau), \end{cases} \quad \tau \in [0, t], \quad (16)$$

则当 $e_{rot}(t) \leq 2^\circ$ 且 $e_{r_b}(t) \leq 20$ mm时, 在时间区间 $[0, t]$ 上的运动预测结果是有效的. 由图 3 可知, $e_{rot}(2\ 001\text{ s}) \approx 2^\circ$ 且 $e_{r_b}(1\ 739\text{ s}) \approx 20$ mm, 这说明此时所提运动预测方法仅在时间区间 $[0, 1\ 739]$ s 上是有效的.

到此为止, 我们验证了所提运动预测方法在一次仿真中的有效性. 值得注意的是, 当进行多次仿真时, 由于位姿观测数据中所包含的 Gauss 白噪声是随机的, 每次仿真中位姿观测数据的质量会有差异, 这会导致每次仿真中运动预测结果的精度有所不同. 因此, 在评估运动预测方法的性能时, 理论上需要进行无限次的仿真. 由于不可能执行无限次仿真, 本文采用了 100 次仿真, 并对这些仿真中运动预测结果的误差进行统计分析, 以确定所提运动预测方法的性能.

为了评估所提运动预测方法在 100 次仿真中的有效时间, 将运动预测方法的有效时间 t_{val} 定义如下: 在某一工况下, 在 100 次仿真中运动预测方法所获得的运动预测结果在时间区间 $[0, t_{val}]$ 上都是有效的, 也就是说, 100 次仿真中的运动预测结果均满足 $e_{rot}(t_{val}) \leq 2^\circ$ 且 $e_{r_b}(t_{val}) \leq 20$ mm. 不难看出, 运动预测方法所得 t_{val} 值越大, 说明该方法的性能越好.

将之前所述的一次仿真过程重复 100 次, 并对 100 次仿真中所得 $e_{rot}(t)$, $e_{r_c}(t)$ 和 $e_{r_b}(t)$ 进行统计分析, 即可确定所提运动预测方法的有效时间为 $t_{val} = 1\ 087$ s. 然后, 将 100 次仿真中所得 $e_{rot}(1\ 087\text{ s})$, $e_{r_c}(1\ 087\text{ s})$ 和 $e_{r_b}(1\ 087\text{ s})$ 分别进行统计, 可得频率分布直方图如图 4 所示, 其纵坐标 N 表示次数. 由图 4 可知, 运动预测结果在时间区间 $[0, 1\ 087]$ s 上有以下特点:

(a) 姿态预测结果的误差小于 2° , 特征点 B_1 的位置预测结果的误差小于 20 mm. 这说明在此工况下, 所提运动预测方法可以对目标进行 1 087 s 的精确运动预测.

(b) 质心预测结果的最大误差超过 25 mm, 即质心预测结果的误差较大. 考虑到追踪星在捕获目标时只需要关心特征点 B_1 的位置和目标的姿态^[14], 质心预测结果的较大误差并不会影响对目标的捕获操作. 因此, 质心预测结果的较大误差不会影响运动预测方法的性能.

2.2 工况 2

在 8 种初始角速度和 4 种噪声水平的任意组合情况下, 模拟生成目标的位姿观测数据, 然后利用所提运动预测方法对其进行处理. 值得注意的是, 在仿真中, 当对目标的位姿观测时间越长时, 目标的动力学参数的

辨识精度会越高,从而运动预测方法可以获得更大的有效时间 t_{val} .因此,当使用有效时间 t_{val} ,作为运动预测方法的性能指标时,必须考虑位姿观测时间的大小.对上述任意组合情况执行100次仿真,可以得到任意组合情况下所提运动预测方法得到的有效时间 t_{val} ,以及相应的平均观测时间 $T_{average}$,如表2、3所示.由表2、3可知,所提运动预测方法对目标的各种运动状态和位姿观测数据的各种噪声水平具有较强的鲁棒性,并能够获得长时间高精度的运动预测结果.具体的仿真结果及说明如下:

(a) 在每种组合情况下, t_{val} 值都能达到数百秒,这说明所提运动预测方法能够鲁棒地实现对目标的长时间高精度的运动预测.

(b) 当目标的运动状态接近于单轴旋转时,所提运动预测方法依然能够获得精确的运动预测结果,但此时的有效时间 t_{val} 较小,约为200 s.

(c) 当 k_e 值固定且噪声水平增大时,所提运动预测方法所需的观测时间增大,但相应的有效时间 t_{val} 减小.

(d) 当噪声水平固定, k_e 值增大时,所提运动预测方法所需的观测时间减小但有效时间 t_{val} 增大.这意味着当 k_e 值较大时,所提运动预测方法可以得到更高精度的目标动力学参数的辨识结果,进而可以获得更大的有效时间 t_{val} .然而,当噪声水平固定且 k_e 值从0.5增大到0.8时,所得的有效时间 t_{val} 却减小,该现象与上述结论相违背.我们对此现象的解释如下:首先,容易知道的是,当 k_e 值增大时,目标角速度的幅值也会增大.因此,如果运动预测方法所得目标角速度预测结果的相对误差是相同的,当 $k_e = 0.8$ 时目标角速度预测结果的绝对误差最大.根据有效时间 t_{val} 的定义,这会导致所提运动预测方法在 $k_e = 0.8$ 的情况下获得较小的有效时间.

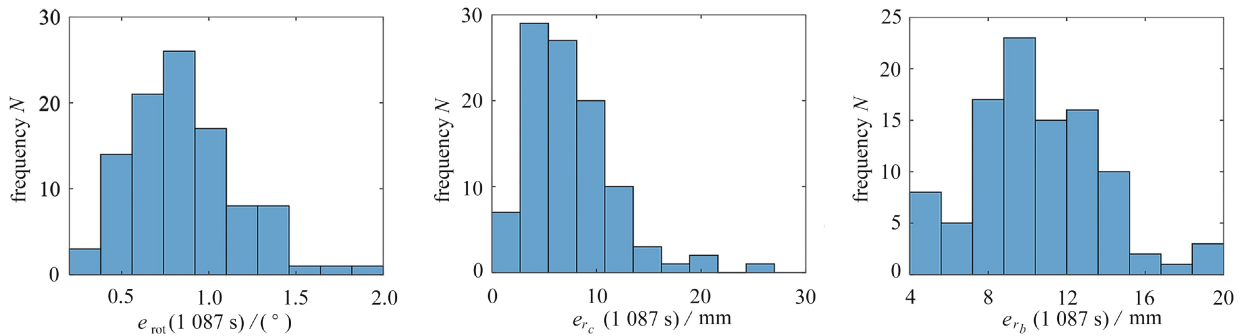


图4 100次仿真所得 $e_{rot}(1\ 087\ s)$, $e_{rc}(1\ 087\ s)$ 和 $e_{rb}(1\ 087\ s)$ 的频率分布直方图

Fig. 4 The histograms of frequency distribution of $e_{rot}(1\ 087\ s)$, $e_{rc}(1\ 087\ s)$ and $e_{rb}(1\ 087\ s)$ in 100 simulations

表2 在所有组合情况下所提运动预测方法所得的 t_{val} (单位: s)

Table 2 The values of t_{val} obtained with the proposed method under all working conditions (unit: s)

noise level	k_e							
	0	0.01	0.035	0.05	0.1	0.3	0.5	0.8
S	229	2298	2054	2051	2430	2375	2296	1453
M	219	1087	936	935	1228	1075	1162	740
X	346	621	1095	1093	810	811	582	932
XL	932	933	523	621	794	703	478	296

表3 在所有组合情况下所提运动预测方法所用平均观测时间 $T_{average}$ (单位: s)

Table 3 The mean observation time $T_{average}$ of 100 simulations obtained with the proposed method under all working conditions (unit: s)

noise level	k_e							
	0	0.01	0.035	0.05	0.1	0.3	0.5	0.8
S	732.5	701.4	702.8	702.8	708.7	704.2	704.2	700
M	830.2	793.2	784.5	784.5	785.0	783.2	783.1	792.7
X	1159.7	1059.6	1046.2	1046.2	1039.2	1038.5	1038.3	1045.6
XL	1341.7	1305.1	1274.5	1274.5	1277.7	1289.6	1268.6	1277.7

3 结 论

本文研究了自由漂浮空间非合作目标的运动预测问题, 并提出了一种鲁棒的运动预测方法. 该方法首先依次辨识出目标的姿态动力学参数和质心的运动学参数, 然后将辨识出的参数代入目标的动力学方程以实现目标的运动预测. 在姿态动力学参数的辨识过程中, 首先利用目标的姿态动力学方程对目标的惯性参数进行初步辨识, 并利用均值滤波有效地提高初步辨识结果的精度; 然后利用惯性参数的初步辨识结果对噪声自适应 UKF 进行初始化, 进而利用噪声自适应 UKF 对姿态动力学参数进行粗略辨识; 最后利用最优化方法提高姿态动力学参数的辨识结果的精度. 在运动学参数的辨识过程中, 首先利用姿态动力学参数的精确辨识结果和质心运动学方程对运动学参数进行粗略辨识, 然后利用最优化方法获得运动学参数的精确辨识结果.

本文所提运动预测方法能够实现自由漂浮空间非合作目标的长时间高精度的运动预测, 且对目标位姿观测数据的噪声具有较强的鲁棒性. 与我们之前的研究工作^[20]相比, 本文所提运动预测方法能够处理目标的单轴旋转和近似单轴旋转的情况, 因此本文所提运动预测方法具有一定的先进性.

参考文献(References):

- [1] FLORES-ABAD A, MA O, PHAM K, et al. A review of space robotics technologies for on-orbit servicing[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2014, **68**: 1-26.
- [2] OPROMOLLA R, FASANO G, RUFINO G, et al. A review of cooperative and uncooperative spacecraft pose determination techniques for close-proximity operations[J]. *Progress in Aerospace Sciences*, 2017, **93**: 53-72.
- [3] 徐方暖, 王博, 邓子辰, 等. 基于四元数方法的绳系机器人姿态控制[J]. *应用数学和力学*, 2017, **38**(12): 1309-1318. (XU Fangnuan, WANG Bo, DENG Zichen, et al. Attitude control of targets captured by tethered space robots based on the quaternion theory[J]. *Applied Mathematics and Mechanics*, 2017, **38**(12): 1309-1318.(in Chinese))
- [4] 王永芳, 於晓榛, 余航. 基于专利分析的自主在轨操作技术发展研究[J]. *飞行力学*, 2019, **37**(5): 12-17. (WANG Yongfang, YU Xiaozhen, YU Hang. Research on autonomous on-orbit operation technology development based on patent analysis[J]. *Flight Dynamics*, 2019, **37**(5): 12-17.(in Chinese))
- [5] 张治彬, 李新洪, 安继萍, 等. 一种地球静止轨道空间碎片主动清除方式[J]. *现代电子技术*, 2018, **41**(16): 88-91. (ZHANG Zhibin, LI Xinhong, AN Jiping, et al. An active removal method of space debris in geostationary orbit[J]. *Modern Electronics Technique*, 2018, **41**(16): 88-91.(in Chinese))
- [6] BONNAL C, RUAULT J M, DESJEAN M C. Active debris removal: recent progress and current trends[J]. *Acta Astronautica*, 2013, **85**: 51-60.
- [7] WOFFINDEN D C, GELLER D K. Navigating the road to autonomous orbital rendezvous[J]. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 2007, **44**(4): 898-909.
- [8] SHARMA S, D'AMICO S. Pose estimation for non-cooperative rendezvous using neural networks[C]//*AAS/AIAA Space Flight Mechanics Meeting*. Maui County, Hawaii, USA, 2019.
- [9] STRUBE M, HENRY R, SKELETON E, et al. Raven: an on-orbit relative navigation demonstration using international space station visiting vehicles[C]//*AAS GNC Conference*. Breckenridge, CO, 2015.
- [10] HILLENBRAND U, LAMPARIELLO R. Motion and parameter estimation of a free-floating space object from range data for motion prediction[C]//*8th International Symposium on Artificial Intelligence, Robotics and Automation in Space*. Munich, Germany, 2005.
- [11] AGHILI F, PARSA K. Motion and parameter estimation of space objects using laser-vision data[J]. *Journal of Guidance Control and Dynamics*, 2009, **32**(2): 537-549.
- [12] LICHTER M D, DUBOWSKY S. Estimation of state, shape, and inertial parameters of space objects from sequences of range images[C]//*Proceedings of SPIE: the International Society for Optical Engineering*. 2003, **5267**: 194-205.
- [13] LICHTER M D, DUBOWSKY S. State, shape, and parameter estimation of space objects from range images[C]//*IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New Orleans, LA, 2004.
- [14] LICHTER M D. Shape, motion, and inertial parameter estimation of space objects using teams of cooperative

- vision sensors[D]. PhD Thesis. Cambridge: Massachusetts Institute of Technology, 2005.
- [15] TWEDDLE B E, SAENZ-OTERO A, LEONARD J J, et al. Factor graph modeling of rigid-body dynamic for localization, mapping, and parameter estimation of a spinning object in space[J]. *Journal of Field Robotics*, 2015, **32**(6): 897-933.
- [16] YUAN J P, HOU X H, SUN C, et al. Fault-tolerant pose and inertial parameters estimation of an uncooperative spacecraft based on dual vector quaternions[J]. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G:Journal of Aerospace Engineering*, 2019, **233**(4): 1250-1269.
- [17] LI Y P, WANG Y P, XIE Y C. Using consecutive point clouds for pose and motion estimation of tumbling non-cooperative target[J]. *Advances in Space Research*, 2019, **63**(5): 1576-1587.
- [18] MA C, DAI H H, YUAN J P. Estimation of inertial characteristics of tumbling spacecraft using constant state filter[J]. *Advances in Space Research*, 2017, **60**(3): 513-530.
- [19] BENNINGHOFF H, BOGE T. Rendezvous involving a non-cooperative, tumbling target-estimation of moments of inertia and center of mass of an unknown target[C]//*25th International Symposium on Space Flight Dynamic*. München, Deutschland, 2015.
- [20] ZHOU B Z, CAI G P, LIU Y M, et al. Motion prediction of a non-cooperative space target[J]. *Advances in Space Research*, 2018, **61**(1): 207-222.
- [21] WAN E A, VAN DER MERWE R. *The Unscented Kalman Filter*[M]. John Wiley & Sons Inc, 2001.
- [22] LAGARIAS J C, REEDS J A, WRIGHT M H, et al. Convergence properties of the Nelder-Mead simplex method in low dimensions[J]. *SIAM Journal of Optimization*, 1998, **9**(1): 112-147.