

6-3-2020

LIDAR-Based Relative Position and Attitude Filtering for Unknown Targets

Song Liang

1. China Academy of Space Technology, Qian Xuesen Laboratory of Space Technology, Beijing 100091, China;;

Li Zhi

1. China Academy of Space Technology, Qian Xuesen Laboratory of Space Technology, Beijing 100091, China;;

Xingrui Ma

2. Government of Guangdong Province, Guangzhou 510031, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

LIDAR-Based Relative Position and Attitude Filtering for Unknown Targets

Abstract

Abstract: *A LIDAR-Based Extended Kalman Filter (EKF) for relative position and attitude estimation of unknowns target was proposed. The relative position and attitude between the target and a servicing spacecraft was solved by the Iterative Closet Point (ICP) using LIDAR point cloud data, which served as the EKF's measurement input. The system states of EKF include the relative attitude, angular velocity, inertia ratios, relative position, relative velocity, and the position/attitude of target measurement reference frame with respect to target principle frame. The proposed filter estimated the relative position and attitude as well as the unknown parameters of the target. To improve the confidence of numerical simulation, geomagic was used to simulate the point cloud data of LIDAR. A simulation based on Matlab verifies the proposed algorithm.*

Keywords

LIDAR, relative position and attitude estimation, unknown object, vision-based relative navigation, extended Kalman filter

Recommended Citation

Song Liang, Li Zhi, Ma Xingrui. LIDAR-Based Relative Position and Attitude Filtering for Unknown Targets[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(5): 1103-1111.

基于激光成像雷达的未知目标相对位姿估计算法

宋亮¹, 李志¹, 马兴瑞²

(1. 中国空间技术研究院钱学森空间技术实验室, 北京 100081; 2. 广东省政府, 广东 广州 510031)

摘要: 为解决对空间未知目标的相对位置、姿态估计问题, 以激光成像雷达作为测量敏感器, 提出了基于扩展 Kalman 滤波(EKF, Extended Kalman Filter)的相对位姿估计算法。采用迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)对激光雷达的点云测量数据进行解算, 得到相对位姿粗值并将其作为位姿估计算法的测量输入。以相对姿态、角速度、惯量比、相对位置、相对速度和目标测量参考系的位姿作为滤波状态, 算法在对相对位置和姿态估计的同时, 可辨识出目标的未知参数。为提高数值仿真的可信度, 用 Geomagic 软件模拟点云测量。采用 Matlab 进行数值仿真, 验证了新算法的有效性。

关键词: 激光成像雷达; 相对位姿估计; 未知目标; 视觉相对导航; 扩展卡尔曼滤波

中图分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 05-1103-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201705023

LIDAR-Based Relative Position and Attitude Filtering for Unknown Targets

Song Liang¹, Li Zhi¹, Ma Xingrui²

(1. China Academy of Space Technology, Qian Xuesen Laboratory of Space Technology, Beijing 100091, China;

2. Government of Guangdong Province, Guangzhou 510031, China)

Abstract: A LIDAR-Based Extended Kalman Filter (EKF) for relative position and attitude estimation of unknowns target was proposed. The relative position and attitude between the target and a servicing spacecraft was solved by the Iterative Closet Point (ICP) using LIDAR point cloud data, which served as the EKF's measurement input. The system states of EKF include the relative attitude, angular velocity, inertia ratios, relative position, relative velocity, and the position/attitude of target measurement reference frame with respect to target principle frame. The proposed filter estimated the relative position and attitude as well as the unknown parameters of the target. To improve the confidence of numerical simulation, geomagic was used to simulate the point cloud data of LIDAR. A simulation based on Matlab verifies the proposed algorithm.

Keywords: LIDAR; relative position and attitude estimation; unknown object; vision-based relative navigation; extended Kalman filter

引言

通过测量对空间目标进行相对位置和姿态(相



收稿日期: 2015-02-10 修回日期: 2015-04-27;
基金项目: 国家自然科学基金(61403392);
作者简介: 宋亮(1986-), 男, 辽宁, 博士生, 研究方向为航天器制导、导航与控制; 李志(1966-), 男, 辽宁, 硕士, 研究方向为航天器动力学与控制; 马兴瑞(1959-), 男, 山东, 博士, 教授, 研究方向为飞行器动力学。

对位姿)估计是进行逼近停靠等在轨服务与维护任务的关键技术之一。在轨服务与维护任务中, 待服务的目标既可以是结构或功能受损的航天器, 如需要燃料加补、模块更换和在轨维修的卫星等; 也可以是对在轨航天器构成威胁的、需要清除的空间碎片, 如废弃卫星、运载上面级和小型自然天体等。服务航天器执行在轨服务与维护操作的前提是通过逼近停靠到达可以对目标进行抓捕/对接的位

<http://www.china-simulation.com>

• 1103 •

置。在逼近停靠过程中需要进行实时的相对位姿估计,为停靠控制提供必要的位姿导航信息。

在相对位姿估计领域,目前主要围绕合作目标和模型已知的非合作目标进行算法研究^[1-2]。但随着对在轨服务与维护研究的深入,诸如结构不完整航天器和空间自然物体等完全未知的目标也逐渐纳入到服务与维护对象中。但对未知目标的相对位姿估计研究还较少。未知目标是指目标的几何、质量特性参数均是未知的,包括目标的外形结构、尺寸、惯量参数和质心位置等。相比于合作目标或模型已知的非合作目标,未知目标没有合作导航标志或几何模型的参考,在进行相对位姿估计时可用的已知信息量少。目前,在对空间目标的相对位姿估计中,常用的视觉测量传感器包括单目相机^[3-4]、双目相机^[5-6]和激光成像雷达^[7](Light Detecting And Ranging, LIDAR)。其中,由于单目相机仅具有视线测量能力,相关算法必须依靠目标上合作导航标志或目标几何模型的信息才能正确解算,因此有较大的限制性。在 LIDAR 技术成熟之前,双目相机是主要的三维测量传感器。但与单目相机相似,在没有合作导航标志的情况,空间中复杂的光学环境将对相机的测量造成很大的影响。LIDAR 作为一种较新的视觉测量传感器,由于可以直接获得关于目标的三维测量信息,且对空间复杂、恶劣的光学环境有较强的适应性,因此在对空间目标的相对位姿估计中逐渐得到重视,已在诸如自动转移飞行器(Automated Transfer Vehicle, ATV)^[8]等用于空间交会任务的飞船上得到使用。但目前 LIDAR 主要的用途仍是对合作目标的相对位姿估计,基于 LIDAR 对未知目标进行相对位姿估的算法还没有被深入挖掘,相关研究较少。LIDAR 可以直接测量得到目标被测面的三维信息,并以点云数据的形式输出。点云数据是一组三维空间点, LIDAR 的每一帧测量均可得到一组点云数据。点云数据并不能直接表示相对位姿,需要进一步解算。其中,迭代最近点算法是对点云数据进行相对位姿解算的主要方法^[9]。文献^[10]基于 LIDAR 的点云测量数

据,针对模型已知非合作目标,进行了相对位姿估计算法的研究。研究中首先采用 ICP(Iterative Closest Point,)算法对点云数据进行处理,得到包含较大误差的相对位姿粗值,然后基于扩展 Kalman 滤波方法(Extended Kalman Filter, EKF)进行位姿估计,得到精确的位姿估计值。该研究中的目标为模型已知的非合作目标,在算法中需要目标的几何模型作为参考。本文将在此基础上,对目标未知几何质量特性参数进行全面建模,得到对未知目标的相对位姿估计算法。

为了更好地检验基于 LIDAR 的相对位姿估计算法,需要有效模拟 LIDAR 的点云测量数据。将基于 Matlab 和 Geomagic 软件给出一种模拟方法。

1 研究基础

1.1 坐标系

本节将对文中所涉及的坐标系系统进行定义(如图 1 所示)。

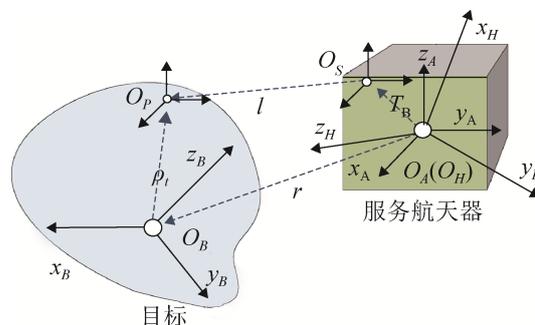


图 1 坐标系说明

Fig. 1 Coordinate system

选择 J2000 坐标系为惯性坐标系 {I}。

服务航天器主轴系 {A}: 坐标系原点位于服务航天器质心 O_A , 坐标轴沿惯量主轴方向。

相对运动坐标系 {H}(Local Vertical Local Horizon, LVLH): 坐标系原点 O_H 与服务航天器质心 O_A 重合, x_H 轴沿服务航天器绝对位置矢量方向, z_H 轴沿服务航天器轨道面正法向方向, y_H 与 x_H 、 z_H 其组成右手坐标系。目标与服务航天器间的相对位置 r 、相对速度 v 及相对位置运动方程均在此坐标

系中表示, $q_{H \rightarrow I}$ 表示该坐标系相对惯性系的姿态。

目标主轴坐标系 $\{B\}$: 坐标系原点位于目标质心 O_B , 坐标轴沿惯量主轴方向。目标绝对角速度 ω_B 在此坐标系中表示, 在此坐标系中目标惯量矩阵为对角阵。目标绝对姿态为 $q_{B \rightarrow I}$ 。引入目标主轴系的目的在于简化与姿态相关的滤波方程。

目标测量参考坐标系 $\{P\}$: 坐标系原点 O_P 位于目标主轴系 $\{B\}$ 中的 ρ_I 位置, $q_{P \rightarrow B}$ 表示该坐标系相对目标主轴系 $\{B\}$ 的姿态。需要明确的是, 由 ICP 算法解算出的相对位姿是该坐标系相对服务航天器的。

敏感器测量坐标系 $\{C\}$: 坐标系原点 O_s 位于 $\{A\}$ 中的 T_B 位置, LIDAR 即位于 O_s 处, $q_{C \rightarrow A}$ 为该坐标系相对于服务航天器主轴系 $\{A\}$ 的姿态。

1.2 算法结构

算法包含两个部分, 分别为 LIDAR 点云数据初解算和基于 EKF 的相对位姿估计算法, 算法结构如图 2 所示。其中, LIDAR 点云数据初解算采用经典 ICP 算法进行(算法流程可参考文献[11]), 解算出包含较大噪声的相对位姿粗值。以此作为 EKF 算法的测量输入进行滤波, 得到每一时刻相对位姿估计值和目标未知参数估计值, 并给出下一时刻相对位姿预测值。相对位姿预测值将被反馈到 ICP 算法中, 辅助 ICP 算法的解算, 解决 ICP 算法对迭代初值敏感的问题。位姿信息的反馈对保证整个算法的稳定性具有重要作用。



图 2 算法结构

Fig. 2 Algorithmic framework

2 运动方程

2.1 相对位置运动方程

考虑到空间目标所处轨道的多样性, 研究中将采用适用于非圆轨道的相对位置运动方程。将相对

位置 r 和相对速度 v 组成位置状态 $x_t = [r^T \ v^T]^T$, 则相对位置运动方程如下^[3]

$$\dot{x}_t = f_t + B_t u_t + \Gamma_t w_t \quad (1)$$

式中: $B_t = [0_{3 \times 3} \ I_{3 \times 3}]^T / m_A$ 为控制系数矩阵; m_A 为服务航天器质量; u_t 为服务航天器轨道控制量; $w_t \sim N(0, \sigma_t^2)$ 是均值为零、方差为 σ_t^2 的相对位置运动噪声; $\Gamma_t = [0_{3 \times 3} \ I_{3 \times 3}]^T$ 为噪声系数矩阵。 f_t 形式如下

$$f_t = \begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \\ \dot{z} \\ x\dot{\theta}^2(1+2r_c/p_c) + 2\dot{\theta}(\dot{y} - y\dot{r}_c/r_c) \\ -2\dot{\theta}(\dot{x} - x\dot{r}_c/r_c) + y\dot{\theta}^2(1-r_c/p_c) \\ -z\dot{\theta}^2 r_c/p_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: θ 为轨道真近点角; r_c 为轨道半径; p_c 为半正交弦。

2.2 姿态运动方程

选择四元数作为姿态参数, 建立目标的绝对姿态动力学方程和姿态运动方程。

首先介绍四元数的基础知识。给定单位四元数 $q = [q_v \ q_0]^T$ 和 $p = [p_v \ p_0]^T$, 四元数的 2 种乘法定义如下

$$r = q \otimes p = \begin{bmatrix} q_0 \mathbf{I}_{3 \times 3} + q_v^\times & q_v \\ -q_v^T & q_0 \end{bmatrix} p \quad (3)$$

$$r = p \circ q = \begin{bmatrix} p_0 \mathbf{I}_{3 \times 3} - p_v^\times & p_v \\ -p_v^T & p_0 \end{bmatrix} q \quad (4)$$

式中: q_v^\times 和 p_v^\times 分别是 q_v 和 p_v 的叉乘矩阵。式(3)

和式(4)可做如下变换

$$p = r \circ q^* \quad (5)$$

$$q = r \otimes p^* \quad (6)$$

式中: $q^* = [-q_v^T \ q_0]^T$, $p^* = [-p_v^T \ p_0]^T$ 分别表示 q 和 p 的对偶四元数, 由单位四元数的性质, q 和 q^* 满足关系 $q \circ q^* = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 和 $q \otimes q^* = [0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ 。

且有

$$R(q^*) = R(q)^T \quad (7)$$

式中: $R(q)$ 为 q 对应的坐标转换矩阵, 形式如下

$R(q) =$

$$\begin{bmatrix} q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2 & 2(q_1q_2 - q_3q_0) & 2(q_1q_3 + q_2q_0) \\ 2(q_1q_2 + q_3q_0) & q_0^2 - q_1^2 + q_2^2 - q_3^2 & 2(q_2q_3 - q_1q_0) \\ 2(q_1q_3 - q_2q_0) & 2(q_1q_0 + q_3q_2) & q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2 \end{bmatrix}$$

此外, 四元数表示的序贯坐标转换可表示为

$$R(q \otimes p) = R(q)R(p), \quad R(p \circ q) = R(q)R(p).$$

相对姿态运动学方程为

$$\dot{q}_{P \rightarrow A} = \frac{1}{2} \omega_{P \rightarrow A} \circ q_{P \rightarrow A} \quad (8)$$

式中: $q_{P \rightarrow A}$ 为目标测量参考系 {P} 相对服务航天器主轴系 {A} 的姿态; $\omega_{P \rightarrow A}$ 为目标测量参考系 {P} 相对服务航天器主轴系 {A} 的角速度。在目标测量参考系中表示的相对角速度形式如下

$$\omega_{P \rightarrow A} = q_{P \rightarrow B} \circ \omega_B \circ q_{P \rightarrow B}^* - q_{P \rightarrow A} \circ \omega_A \circ q_{P \rightarrow A}^* \quad (9)$$

式中: $q_{P \rightarrow B}$ 为目标测量参考系 {P} 相对目标主轴系 {B} 的角速度。

目标姿态动力学方程如下

$$\dot{\omega}_B = -I_B^{-1} \omega_B^x I_B \omega_B + I_B^{-1} w_r \quad (10)$$

式中: $I_B = \text{diag}(I_x, I_y, I_z)$ 为目标的惯量矩阵; $w_r \sim N(0, \sigma_r^2)$ 是均值为零、方差为 σ_r^2 的高斯噪声; ω_B 为目标的绝对角速度, ω_B^x 为 ω_B 的叉乘矩阵。

由于目标的惯量矩阵是未知的, 因此不能直接使用式(10)建立滤波方程。需要引入目标的惯量比代替目标完整的转动惯量 I_B 。文献[12-13]分别给出了由 3 个参数表示的惯量比和由两个参数表示的惯量比, 其中三参数形式的惯量比具有对称的性质, 但两参数形式的惯量比在计算量上更有优势。本研究将采用两参数形式惯量比。定义惯量比 $p = [p_1 \ p_2]^T = [I_y/I_x \ I_z/I_x]^T$, 用惯量比 p 替换式(10)中的 I_x, I_y 和 I_z , 得到新的姿态动力学方程如下

$$\dot{\omega}_B = f_\omega + J w_r \quad (11)$$

式中:

$$f_\omega = \begin{bmatrix} (p_1 - p_2) \omega_y \omega_z \\ (p_2 - 1) / p_1 \omega_x \omega_z \\ (1 - p_1) / p_2 \omega_x \omega_y \end{bmatrix}, \quad J = \frac{1}{I_x} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1/p_1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/p_2 \end{bmatrix}.$$

惯量比 p 是常量, 因此有

$$\dot{p} = 0_{2 \times 1} \quad (12)$$

3 滤波器设计

本节将基于 EKF 方法给出滤波器的具体实现。选取系统状态如下

$$X = [\delta q_{v,P \rightarrow A}^T, \delta \omega_B^T, \delta p^T, r^T, v^T, \delta q_{v,P \rightarrow B}^T, \rho_t^T]^T \quad (13)$$

式中: $q_{v,P \rightarrow A}$ 为 $q_{P \rightarrow A}$ 的矢部; $\delta q_{v,P \rightarrow A}$ 为 $q_{v,P \rightarrow A}$ 的误差形式; $\delta \omega_B$ 为目标绝对角速度的误差形式; δp 为惯量比 p 的误差形式; $\delta q_{v,P \rightarrow B}$ 为 $q_{v,P \rightarrow B}$ 的误差形式。令 $\hat{q}_{P \rightarrow A}$ 、 $\hat{\omega}_B$ 和 $\hat{q}_{P \rightarrow B}$ 分别表示相应变量的估计值, 则 $\delta q_{P \rightarrow A}$ 、 $\delta q_{P \rightarrow B}$ 和 $\delta \omega_B$ 的形式如下

$$\delta q_{P \rightarrow A} = q_{P \rightarrow A} \circ \hat{q}_{P \rightarrow A}^*;$$

$$\delta q_{P \rightarrow B} = q_{P \rightarrow B} \circ \hat{q}_{P \rightarrow B}^*;$$

$$\delta \omega_B = \omega_B - \hat{\omega}_B.$$

现推导滤波系统方程。采用与文献[10]类似的方法可以推导出 $\delta q_{v,P \rightarrow A}$ 的运动方程如下

$$\delta \dot{q}_{v,P \rightarrow A} = \text{vec} \left(\frac{1}{2} \omega_{P \rightarrow A} \circ \delta q_{P \rightarrow A} - \frac{1}{2} \delta q_{P \rightarrow A} \circ \hat{\omega}_{P \rightarrow A} \right) \quad (14)$$

式中: $\text{vec}(\cdot)$ 为取矢部运算符; $\hat{\omega}_{P \rightarrow A}$ 为 $\omega_{P \rightarrow A}$ 的估计值。对式(14)求系统状态 $\delta q_{v,P \rightarrow A}$ 、 $\delta \omega_B$ 和 $\delta q_{v,P \rightarrow B}$ 的偏导, 直接给出计算结果如下

$$\frac{\partial \delta \dot{q}_{v,P \rightarrow A}}{\partial \delta q_{v,P \rightarrow A}^T} = -\frac{1}{2} (R(\hat{q}_{P \rightarrow B}))^T \hat{\omega}_B + (I_{3 \times 3} - 2\delta q_{v,P \rightarrow B}^x) R(\hat{q}_{P \rightarrow B})^T (\delta \omega_B + \hat{\omega}_B)^x \quad (15)$$

$$\frac{\partial \delta \dot{q}_{v,P \rightarrow A}}{\partial \delta \omega_B^T} = \frac{1}{2} (I_{3 \times 3} + \delta q_{v,P \rightarrow A}^x) (I_{3 \times 3} - 2\delta q_{P \rightarrow B}^x) R(\hat{q}_{P \rightarrow B})^T \quad (16)$$

$$\frac{\partial \delta \dot{q}_{v,P \rightarrow A}}{\partial \delta p^T} = (I_{3 \times 3} + \delta q_{v,P \rightarrow A}^x) (R(\hat{q}_{P \rightarrow B}))^T (\delta \omega_B + \hat{\omega}_B)^x \quad (17)$$

式(15)、(16)和(17)将在滤波系统矩阵中体现。对式(11)进行变分运算, 可得 $\delta \omega_B$ 的运动方程如下

$$\delta \dot{\omega}_B = \delta f_\omega = \frac{\partial \delta f_\omega}{\partial \delta \omega_B^T} \delta \omega_B + \frac{\partial \delta f_\omega}{\partial \delta p^T} \delta p \quad (18)$$

式中:

$$\frac{\partial \delta \mathbf{f}_\omega}{\partial \delta \boldsymbol{\omega}_B^T} = \begin{bmatrix} 0 & \omega_z(p_1 - p_2) & \omega_y(p_1 - p_2) \\ \omega_z(p_2 - 1)/p_1 & 0 & \omega_x(p_2 - 1)/p_1 \\ \omega_y(1 - p_1)/p_2 & \omega_x(1 - p_1)/p_2 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\frac{\partial \delta \mathbf{f}_\omega}{\partial \delta \mathbf{p}^T} = \begin{bmatrix} \omega_y \omega_z & -\omega_y \omega_z \\ -\omega_x \omega_z(p_2 - 1)/p_1^2 & \omega_x \omega_z/p_1 \\ -\omega_x \omega_y/p_2 & \omega_x \omega_y(p_1 - 1)/p_2^2 \end{bmatrix}.$$

此外, 由于目标测量参考系 {P} 相对目标主轴系 {B} 的位置 \mathbf{p}_t 和姿态 $\mathbf{q}_{P \rightarrow B}$ 均为常值, 所以有

$$\delta \dot{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow B} = \mathbf{0}_{3 \times 1} \quad (19)$$

$$\dot{\mathbf{p}}_t = \mathbf{0}_{3 \times 1} \quad (20)$$

结合式(2)、(12)、(14)、(18)、(19)和(20), 可得系统状态方程。进一步可求得线性化的系统方程, 将其写成矩阵形式如下

$$\dot{\mathbf{X}} = \mathbf{F}\mathbf{X} + \mathbf{\Gamma}w \quad (21)$$

式中: \mathbf{F} 为系统矩阵; $\mathbf{\Gamma}$ 为噪声系数矩阵; w 为系统总体噪声。 \mathbf{F} 、 $\mathbf{\Gamma}$ 和 w 的形式分别如下:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{F}_r & \mathbf{0}_{8 \times 6} & \mathbf{F}_p & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{6 \times 8} & \mathbf{F}_t & \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{0}_{6 \times 3} \\ \mathbf{0}_{6 \times 8} & \mathbf{0}_{6 \times 6} & \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{0}_{6 \times 3} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{\Gamma} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Gamma}_r & \mathbf{0}_{8 \times 3} \\ \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{\Gamma}_t \\ \mathbf{0}_{6 \times 3} & \mathbf{0}_{6 \times 3} \end{bmatrix}, \quad w = \begin{bmatrix} w_r \\ w_t \end{bmatrix}.$$

式中:

$$\mathbf{F}_r = \begin{bmatrix} \partial \delta \dot{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow A} / \partial \delta \mathbf{q}_{v, P \rightarrow A}^T & -\partial \delta \dot{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow A} / \partial \delta \boldsymbol{\omega}_B^T & \mathbf{0}_{3 \times 2} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \partial \delta \mathbf{f}_\omega / \partial \delta \boldsymbol{\omega}_B & \partial \delta \mathbf{f}_\omega / \partial \delta \mathbf{p} \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} & \mathbf{0}_{2 \times 3} & \mathbf{0}_{2 \times 2} \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{F}_t = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{F}_{t1} & \mathbf{F}_{t2} \end{bmatrix}; \quad \mathbf{F}_p = \frac{\partial \delta \dot{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow A}}{\partial \delta \mathbf{q}_{v, P \rightarrow B}^T}; \quad \mathbf{F}_{t2} = \begin{bmatrix} 0 & 2\dot{\theta} & 0 \\ -2\dot{\theta} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{F}_{t1} = \begin{bmatrix} \dot{\theta}^2(1+2r_c/p) & -2\dot{\theta}\dot{r}_c/r_c & 0 \\ 2\dot{\theta}\dot{r}_c/r_c & \dot{\theta}^2(1-r_c/p) & 0 \\ 0 & 0 & -\dot{\theta}^2 r_c/p \end{bmatrix}; \quad \mathbf{\Gamma}_r = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{J} \\ \mathbf{0}_{2 \times 3} \end{bmatrix}.$$

由系统矩阵 \mathbf{F} 可得滤波状态转移矩阵的一阶近似如下

$$\Phi = \mathbf{I}_{20 \times 20} + \mathbf{F}\Delta t \quad (22)$$

式中: Δt 为滤波周期。

进一步可得过程噪声矩阵为

$$\mathbf{Q} = \Phi \mathbf{\Gamma} \begin{bmatrix} \sigma_{ft}^2 \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \sigma_{fr}^2 \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \mathbf{\Gamma}^T \Phi^T \Delta t \quad (23)$$

式中: σ_{ft}^2 和 σ_{fr}^2 分别为滤波器中设定的相对位置运动噪声和姿态运动噪声。

下面给出滤波测量方程。本研究中以 ICP 算法对点云数据解算出的相对位姿作为 EKF 算法的测量输入, 如下

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} \mathbf{l} \\ \mathbf{q}_{v, P \rightarrow A} \end{bmatrix} \quad (24)$$

式中: \mathbf{l} 为目标测量参考系 {P} 相对传感器测量坐标系 {C} 的位置矢量, 如图 1 所示。 \mathbf{l} 的形式如下

$$\mathbf{l} = -\mathbf{R}(\mathbf{q}_{C \rightarrow A}^*) \mathbf{T}_B + \mathbf{R}(\mathbf{q}_{P \rightarrow C}) \mathbf{p}_t + \mathbf{R}(\mathbf{q}_{H \rightarrow C}) \mathbf{r} \quad (25)$$

式中: $\mathbf{q}_{P \rightarrow C}$ 为目标测量参考系 {P} 相对传感器测量坐标系 {C} 的姿态四元数; $\mathbf{q}_{H \rightarrow C}$ 为 LVLH 系 {H} 相对传感器测量坐标系 {C} 的姿态四元数。 $\mathbf{q}_{P \rightarrow C}$ 和 $\mathbf{q}_{H \rightarrow C}$ 可按如下公式展开

$$\mathbf{q}_{P \rightarrow C} = \delta \mathbf{q}_{P \rightarrow A} \circ \hat{\mathbf{q}}_{P \rightarrow A} \circ \mathbf{q}_{C \rightarrow A}^*$$

$$\mathbf{q}_{H \rightarrow C} = \mathbf{q}_{H \rightarrow I} \circ \mathbf{q}_{A \rightarrow I}^* \circ \mathbf{q}_{C \rightarrow A}^*$$

对式(24)求取系统状态(13)的偏导, 可得滤波敏感矩阵如下

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} H_1 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 2} & H_2 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & H_3 \\ H_4 & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 2} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (26)$$

$$\text{式中: } H_1 = -\mathbf{R}(\mathbf{q}_{C \rightarrow A}^*) \mathbf{R}(\mathbf{q}_{P \rightarrow A}) \mathbf{p}_t^\times;$$

$$H_2 = \mathbf{R}(\mathbf{q}_{H \rightarrow C});$$

$$H_3 = \mathbf{R}(\mathbf{q}_{C \rightarrow A}^*) \mathbf{R}(\mathbf{q}_{P \rightarrow A});$$

$$H_4 = -\delta \mathbf{q}_{0, P \rightarrow A}^{-1} \hat{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow A} \delta \mathbf{q}_{v, P \rightarrow A}^T +$$

$$\hat{\mathbf{q}}_{v, P \rightarrow A}^\times + \hat{\mathbf{q}}_{0, P \rightarrow A} \mathbf{I}_{3 \times 3}$$

由式(22)、(23)和(26)即可求出滤波器中的所有参数矩阵。EKF 算法流程可参考文献[3], 本文不再列出。但需注意的是, 由于系统矩阵和测量敏感矩阵中包含 $\delta \mathbf{q}_{v, P \rightarrow A}$ 、 $\delta \boldsymbol{\omega}_B$ 和 $\delta \mathbf{q}_{v, P \rightarrow B}$ 等变量, 需将其与系统状态(13)同时进行传递。

4 LIDAR 点云数据模拟

为了更好地对算法进行检验,需要尽可能真实地模拟 LIDAR 的测量特性。本研究中提出基于 Matlab 和 Geomagic 软件的点云数据模拟方式。所得模拟数据可以有效反应遮挡、边缘测量特性、大角度测量死区等 LIDAR 点云数据的测量特性。

测量的遮挡问题是指,当采用 LIDAR 对目标进行测量时,仅有目标上朝向 LIDAR 方向的表面可以被测量到,并形成点云数据,而背向或被其他部位遮挡的部分不会被测量到。在模拟测量数据时,有效解决遮挡问题需要结合光线追踪算法,这一点极大地增加了数据模拟的难度。边缘测量特性是指采用 LIDAR 对目标成像时,通常在被测部位的边缘会出现较大的测量噪声。大角度测量死区是指,采用 LIDAR 对一个倾斜角度(与 LIDAR 成像面的垂直度)很大的面进行测量时,若角度大于一定范围,有效测量点将急剧减少,使得所生成的点云不能有效表示大角度被侧面。采用 Geomagic 可以有效处理以上问题。

点云数据模拟的主要过程包括目标 3D 模型的建立、相对位置姿态参数的生成以及最终模拟数据的生成。

1) 目标 3D 数据模型建立

首先需要建立目标的 3D 数据模型(点集形式)。可以通过 2 种方式进行模型建立:编程方式建立基于点的目标 3D 模型;若已经建立了目标的 CAD 模型(任何主流 CAD 建模软件均可),则可以直接导入 Geomagic 生成其点云数据模型,但该方法不便于进行后续的相对位姿参数生成。本研究将基于 Matlab 以编程方式建立目标 3D 数据模型,生成模型如图 3(a)所示。

2) 相对位置姿态参数生成

为了准确获得仿真中每一时刻 LIDAR 测量的目标点云数据,需要将目标 3D 数据模型与仿真中每一时刻 LIDAR 与目标间的相对位姿信息关联。

采用 Matlab 对目标与服务航天器的位姿运动进行仿真。得到整个仿真期间目标相对于 LIDAR

的位姿(相对位姿即可)信息,并将位姿仿真结果导出。

将目标 3D 数据模型导入 Matlab 中,使用每一时刻的相对位姿信息对目标 3D 数据模型进行坐标变换,使得目标 3D 模型的位姿与数值仿真中目标的位姿一致。

经过以上步骤,即可得到每一时刻目标 3D 数据模型正确的位姿状态。此时的目标 3D 数据模型是完整的,没有考虑遮挡等问题。

3) 基于 Geomagic 软件的 LIDAR 点云数据模拟

将上一步得到的、具有正确位姿状态的目标 3D 数据模型导入 Geomagic 中,选择“模拟测量”功能,即可得到考虑遮挡、边缘测量特性和大角度死区特性的、较为逼真的模拟数据。图 3(b)为模拟结果,为了方便观察,对点数据进行了着色显示。将由 Geomagic 模拟测量得到的点云数据保存为 .vtx 格式的文件,通过 Matlab 的数据导入功能将 vtx 文件的数据导入 Matlab。在对点云数据附加所需强度的测量噪声后,即可将其作为 ICP 算法的输入,加入到完整的仿真闭环中。

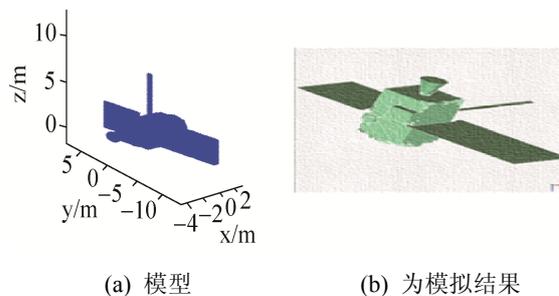


图 3 LIDAR 测量模拟
Fig. 3 Simulation of LIDAR measurement

5 数值仿真

5.1 仿真参数

本节给出重要仿真参数的设置,包括仿真参数、运动相关参数、滤波器相关参数和 ICP 算法的关键参数。仿真步长设为 0.05 s,滤波算法测量更新步长为 1 s。同时为了模拟激光雷达数据处理

上的延迟, 人为设置滤波算法测量输入具有 0.05 s 延迟。

设置目标初始位置和初始速度分别为 $\mathbf{r}_0 = [6\ 998\ 450, 0, 0]^T$ m, $\mathbf{v}_0 = [0, 7\ 545.7, 131.7]^T$ m/s。服务航天器与目标的相对轨道参数按如下选取

$$\mathbf{r}_0 = A_0 \begin{bmatrix} \cos(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \\ -2 \sin(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \\ 2 \cos(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{v}_0 = -\frac{A_0 \dot{\theta}_0 (2 + e)}{2\sqrt{(1+e)(1-e)^3}} \begin{bmatrix} \sin(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \\ 2 \cos(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \\ 2 \sin(\dot{\theta}_0 t + \alpha) \end{bmatrix}.$$

式中: $A_0 = 30$ m, $\alpha = 0$, $\dot{\theta}_0 = 0.0011$ rad, $t = 0$, 偏心率 e 可由目标绝对轨道参数解算。LIDAR 的安装位置 $T_B = [0, 0, 2]^T$ m。仿真过程中服务航天器不进行轨道机动, 但需进行姿态控制保证 LIDAR 的视场对准目标。目标处于姿态翻滚、无控状态。目标的初始姿态为 $\mathbf{q}_{B \rightarrow I} = [0.182\ 6, 0.365\ 1, 0.547\ 7, 0.730\ 3]^T$, 初始角速度为 $\boldsymbol{\omega}_B = [0.02, 0.01, -0.015]^T$ rad/s, 目标测量参考系 {P} 相对目标主轴系 {B} 的位置设为 $\boldsymbol{\rho}_I = [1, 0.6, -0.4]^T$, 姿态 $\mathbf{q}_{P \rightarrow B} = [0.11, 0.55, -0.33, 0.76]^T$ 。服务航天器和目标的绝对轨道运动的噪声为 $w_i \sim N(0, 1 \times 10^{-6} \text{ m}^2/\text{s}^2)$, 姿态运动的噪声为 $w_r \sim N(0, 1 \times 10^{-7} \text{ rad}^2/\text{s}^2)$ 。目标主惯量为 $[500, 1000, 1500]$ kg·m²。激光成像雷达点云测量噪声为 $N(0, 5 \times 10^{-2} \text{ m}^2)$ 。

下面给出滤波器中关键参数的设置。测量噪声矩阵为 $\mathbf{R} = \text{diag}(I_{3 \times 3}, 1 \times 10^{-4} I_{3 \times 3})$, 过程噪声矩阵(23)中涉及的滤波器设定参数为 $\sigma_{f_i}^2 = 1 \times 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}^2$ 和 $\sigma_{f_r}^2 = 1 \times 10^{-7} \text{ rad}^2/\text{s}^2$, 初始状态估计值 X_0 为仿真值得 150%, 初始协方差矩阵估计值为 $\mathbf{P}_0 = \text{diag}(I_{3 \times 3}, 0.1 \cdot I_{3 \times 3}, 0.1 \cdot I_{2 \times 2}, 25 \cdot I_{3 \times 3}, 0.1 \cdot I_{3 \times 3}, I_{3 \times 3}, I_{3 \times 3})$ 。

对于本文采用的 ICP 算法, 选择单次运算最大迭代次数为 25, 并以 kd-tree 作为最近点搜索方法。

5.2 仿真结果与分析

本节给出位姿估计算法的估计结果, 如图 4~10 所示。仿真图中同时给出相应系统状态的估计值和与其对应的仿真标称值。图 4 为系统状态

\mathbf{q}_{P2A} 的仿真结果(仅给出矢部), 由于 \mathbf{q}_{P2A} 是直接测量变量, 因此可以快速收敛到标称值, 其稳态估计误差约为 $1.5^\circ(3\sigma)$ 。同时, 由图 4 子图可见, \mathbf{q}_{P2A} 的滤波估计值优于作为滤波输入的 \mathbf{q}_{P2A} ICP 解算值, 说明了滤波算法的有效性。其他系统状态由于不在测量输入中直接体现, 属于间接估计, 因此收敛速度较慢。图 5 和图 6 分别为目标角速度 $\boldsymbol{\omega}_B$ 和惯量比 \mathbf{p} 的仿真结果, 可见, 由于角速度的运动方程中包含惯量比, 随着惯量比的收敛, 角速度也逐渐收敛到标称值。角速度的稳态估计误差约为 $0.01 \text{ rad/s}(3\sigma)$, 惯量比的稳态估计误差约为 $0.05(3\sigma)$ 。图 7 为相对位置 \mathbf{r} 的仿真结果, 相比于其他间接估计状态, 其收敛速度较快, 稳态估计误差约为 $0.3 \text{ m}(3\sigma)$ 。图 8 为相对速度 \mathbf{v} 的仿真结果, 其稳态估计误差约为 $0.005 \text{ m/s}(3\sigma)$ 。图 9 为目标测量参考系 {P} 相对目标主轴系 {B} 的姿态四元数 $\mathbf{q}_{P \rightarrow B}$ (仅给出矢部), 其稳态估计误差约为 $0.02 \text{ rad}(3\sigma)$ 。图 10 为目标测量参考系 {P} 原点相对目标主轴系 {B} 原点的位置 $\boldsymbol{\rho}_I$, 其稳态估计误差约为 $0.1 \text{ m}(3\sigma)$ 。如图所示, 所有滤波状态均能收敛到标称值, 验证了算法的有效性。

在仿真过程中, ICP 算法在每一个仿真周期需要进行一次解算。所有最近点距离的均方根 d_{RMS} 是指示算法收敛情况的重要指标。图 11 给出仿真第 10 s 时的 ICP 算法解算过程。由图可见, ICP 算法在经过约 8 次迭代后, 即基本处于稳态。

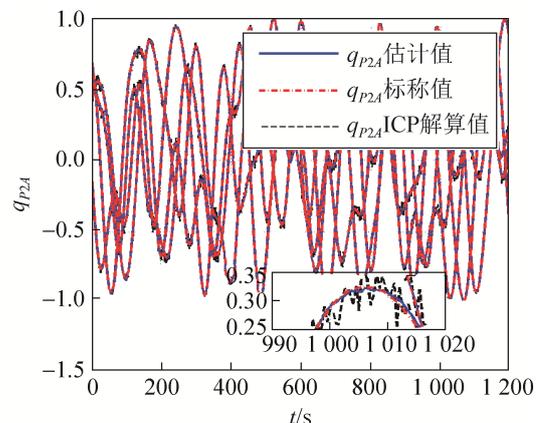


图 4 相对姿态 \mathbf{q}_{P2A} 的估计值和标称值
Fig. 4 Estimate and nominal value of relative attitude \mathbf{q}_{P2A}

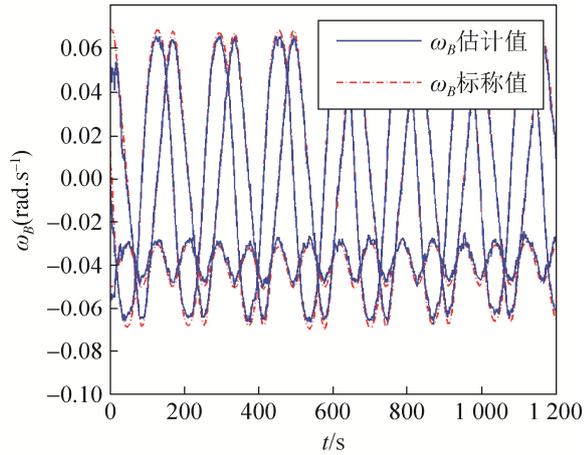
图5 目标角速度 ω_B 的估计值和标称值

Fig. 5 Estimate and nominal value of target angular velocity

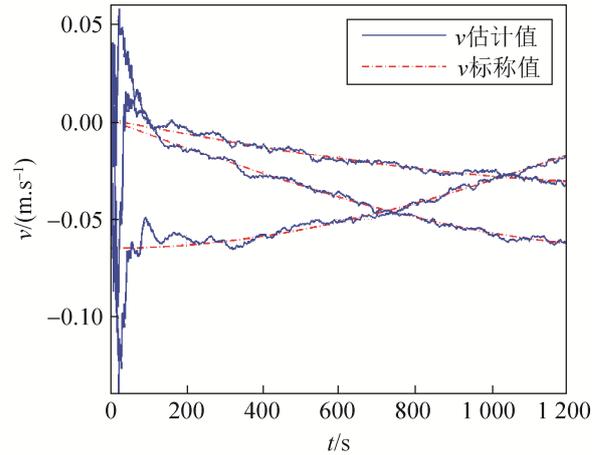
图8 相对速度 v 的估计值与标称值

Fig. 8 Estimate and nominal value of relative velocity

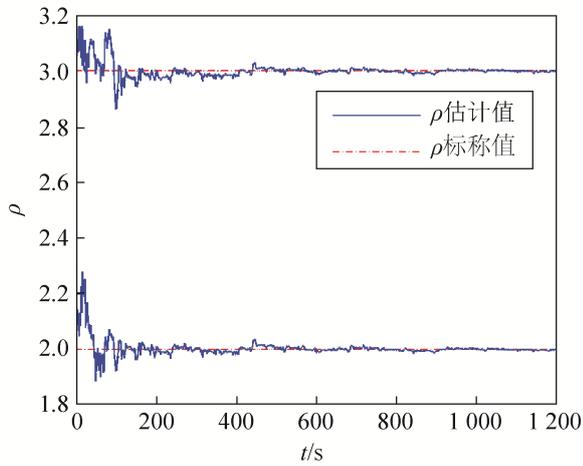
图6 目标惯量比 ρ 的估计值和标称值

Fig. 6 Estimate and nominal value of target inertial ratios

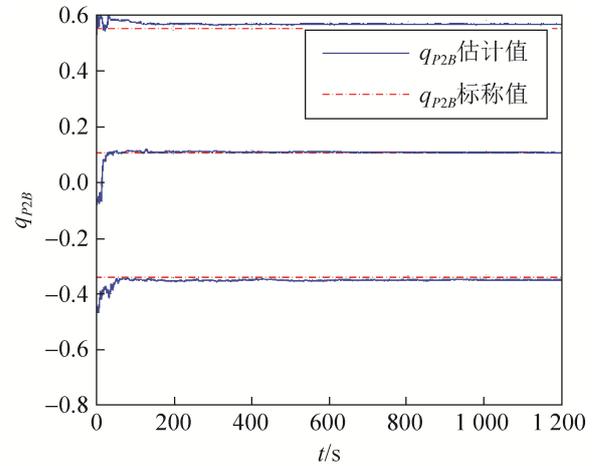
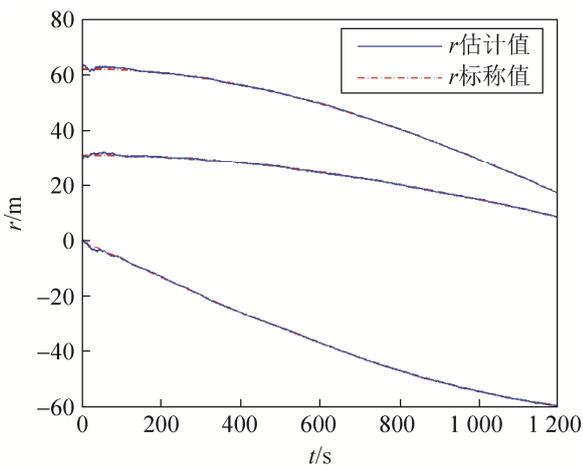
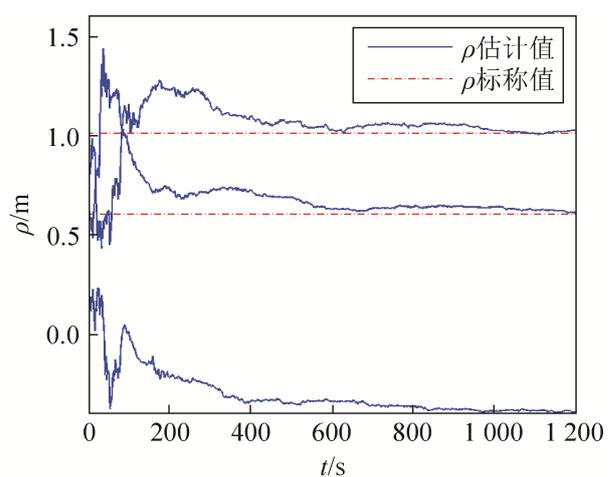
图9 姿态 q_{P2B} 的估计值与标称值Fig. 9 Estimate and nominal value of relative attitude q_{P2B} 图7 相对位置 r 的估计值与标称值

Fig. 7 Estimate and nominal value of relative position

图10 目标测量参考系原点位置 ρ_i 的估计值与标称值Fig. 10 Estimate and nominal value of ρ_i

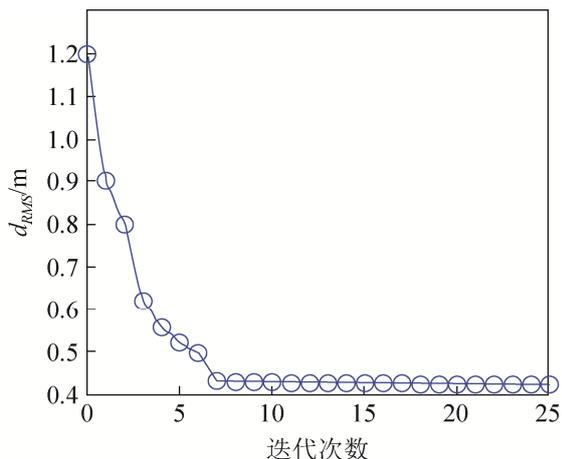


图 11 ICP 算法迭代过程示意
Fig. 11 Result of ICP algorithm

6 结论

本文针对空间未知目标, 提出了一种基于激光雷达点云数据的相对位姿估计算法。经数值仿真验证, 新算法是有效的。此外, 提出了一种基于 Matlab 和 Geomagic 软件的 LIDAR 点云数据模拟方法。在硬件条件不足的情况下, 通过该方法得到的模拟数据可以作为算法验证的输入。

参考文献:

- [1] 高学海, 梁斌, 潘乐, 等. 非合作大目标位姿测量的线结构光视觉方法 [J]. 宇航学报, 2012, 33(6): 728-735. (Gao Xue-hai, Liang Bin, Pan Le, et al. Pose measurement of large non-cooperative target using line structured light vision [J]. Journal of Astronautics, 2012, 33(6): 728-735.)
- [2] 邢艳军, 曹喜滨, 张世杰, 等. 非质心特征点相对位置和姿态估计方法研究 [J]. 宇航学报, 2010, 31(9): 2129-2137. (Xing Yan-jun, Cao Xi-bin, Zhang Shi-jie, et al. Relative position and attitude estimation of feature point deviating from center of mass [J]. Journal of Astronautics, 2010, 31(9): 2129-2137.)
- [3] Kim S, Crassidis J L, Cheng Y, et al. Kalman filtering for relative spacecraft attitude and position estimation [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics (S0731-5090), 2007, 30(1): 133-143.
- [4] Song L, Li Z, Ma X. Autonomous Rendezvous and Docking of an Unknown Tumbling Space Target with a Monocular Camera [C]// IEEE Chinese Guidance Navigation and Control Conference, Yantai, China, USA: IEEE, 2014.

- [5] Shai S, Avishy C, Pini G. Experimental Validation of Stereoscopic Satellite Relative State Estimation [C]// AIAA Guidance, Navigation, and Control Conference, Portland, Oregon, USA: AIAA, 2011.
- [6] Schnitzer F, Janschek K, Willich G. Experimental Results for Image-Based Geometrical Reconstruction for Spacecraft Rendezvous Navigation with Unknown and Uncooperative Target Spacecraft [C]// IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System, Vilamoura, Algarve, Portugal, USA: IEEE, 2012.
- [7] John A C, Scott C. A Survey of LIDAR Technology and Its Use in Spacecraft Relative Navigation [C]// AIAA Guidance Navigation and Control Conference, Boston, MA, USA: AIAA, 2013.
- [8] Pinard D, Reynaud S, Delpy P, et al. Accurate and Autonomous Navigation for the ATV [J]. Aerospace Science and Technology (S1270-9638), 2007, 11(6): 490-498.
- [9] Huang Y, Qian X, Chen S. Multi-Sensor Calibration through Iterative Registration and Fusion [J]. Computer-Aided Design (S0010-4485), 2009, 41(4): 240-255.
- [10] Aghili F, Parsa K. Motion and Parameter Estimation of Space Objects Using Laser-Vision Data [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics (S0731-5090), 2009, 32(2): 538-550.
- [11] Aghili F. Robust Vision-Based Pose Estimation of Moving Objects for Automated Rendezvous and Docking [C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Xi'an, China, August 4-7, USA: IEEE, 2010: 305-311.
- [12] Aghili F. A prediction and motion-planning scheme for visually guided robotic capturing of free-floating tumbling objects with uncertain dynamics [J]. IEEE Transactions on Robotics (S1552-3098), 2012, 28(3): 634-649.
- [13] 王峰, 陈雪芹, 曹喜滨. 在轨服务航天器对失控航天器参数估计算法研究 [J]. 宇航学报, 2009, 30(4): 1396-1403. (Wang Feng, Chen Xue-qin, Cao Xi-bin. The research of onorbit parameters estimation for on-orbit-servicing spacecraft relative to out-of-control spacecraft [J]. Journal of Astronautics, 2009, 30(4): 1396-1403.)